

UNIVERSIDAD DE CUENCA



FACULTAD DE CIENCIAS QUÍMICAS

ESCUELA DE INGENIERÍA AMBIENTAL

TÍTULO DE LA TESIS:

**“ESTIMACIÓN DEL POTENCIAL ENERGÉTICO PROVENIENTE DE BIOMASA
AGROFORESTAL EN LA PROVINCIA DE LOS RÍOS-ECUADOR”**

Tesis de Grado Previo a la Obtención
Del Título de Ingeniero Ambiental

AUTOR:

QUIZHPE PARRA CARLOS HERNÁN

DIRECTOR:

ING. JUAN FERNANDO CISNEROS RAMOS MSC.

CUENCA – ECUADOR
2015

RESUMEN

En este estudio se estima el potencial energético proveniente de la biomasa agroforestal en el área de cobertura del Megaproyecto Pacalori, megaproyecto desarrollado por la Secretaría Nacional del Agua (SENAGUA) del Ecuador y el Proyecto para el Manejo del Agua y del Suelo (PROMAS) de la Universidad de Cuenca, posee 190,000 hectáreas de extensión en la provincia de Los Ríos, además del cantón Balzar de la provincia del Guayas, Ecuador. En esta estimación sólo se toma en cuenta la fracción de la biomasa ubicada sobre el nivel del suelo, AGB. En esta estimación se utilizó tecnología LiDAR. A manera de comparación se realizó la estimación de AGB por medio de Índices de Vegetación (IV), estos fueron el Índice Normalizado Diferencial de Vegetación (NDVI) e Índice de Área Foliar (LAI). A partir de la nube de puntos LiDAR perteneciente al área de estudio se generaron distintos Modelos Digitales de Elevación (DEM) en función de las coberturas presentes en la misma. El rango de valores de altura presentes en estos DEM fue utilizado para obtener la altura promedio ponderada de las coberturas. Aplicando ecuaciones empíricas en función de estas alturas se obtuvieron los valores promedio de AGB obteniendo 859,174.2 Mg de AGB en promedio, tomando en cuenta que la biomasa aprovechable llega al 54%. Finalmente se realizó el análisis térmico de muestras tomadas en campo. De esta manera se estimó el potencial energético aprovechable del área de estudio obteniendo 11'907,591.25 TJ de energía en promedio.

Palabras Clave: Biomasa, LiDAR, Energías Renovables, NDVI, Índices de Vegetación, Modelos Digitales de Elevación, Sensores Remotos.

ABSTRACT

This study aims to estimate the potential of energy from agricultural and forestry biomass in the coverage area of the Pacalori megaproject, project developed by the Secretaría Nacional del Agua (SENAGUA) of Ecuador and Proyecto para el Manejo del Agua y del Suelo (PROMAS) of the University of Cuenca, has 190,000 hectares in the province of Los Rios, in addition Balzar canton of Guayas province, Ecuador. This estimate takes into account only the fraction of the biomass located on ground level, AGB. LiDAR technology was used in this estimate. By way of comparison AGB estimation was performed using vegetation indices (IV), these were the Normalized Differential Vegetation Index (NDVI) and Leaf Area Index (LAI). From LiDAR point cloud belonging to different study area Digital Elevation Models (DEM) according to the present in the same coverages they were generated. The range of height values present in these DEM was used for the weighted average height of hedges. Using empirical equations based on these heights the average values obtained 859,174.2 Mg on average, taking into account the usable biomass reaches 54%. Finally the thermal analysis of samples taken in the field was done. Thus the usable energy potential of the study area TJ 11'907,591.25 obtaining an average energy was estimated.

Keywords: Biomass, LiDAR, Renewable Energy, NDVI, vegetation indices, Digital Elevation Models, Remote Sensing.

Índice de Contenido

1. INTRODUCCIÓN.....	13
2. OBJETIVOS	14
2.1. Objetivo General	14
2.2. Objetivos Específicos	14
3. MARCO TEÓRICO Y ESTADO DEL ARTE	15
3.1. Light Detection And Ranging-LiDAR	15
3.2. Estimación de Biomasa Sobre el Nivel del Suelo (AGB) a partir de ortofotos	17
3.2.1. Índices de Vegetación	18
3.2.2. Índice Normalizado Diferencial de Vegetación (NDVI)	18
3.2.3. Índice de Área Foliar (LAI).....	20
3.3. Estimación de Biomasa Sobre el Nivel del Suelo (AGB) a partir de información LiDAR	21
4. METODOLOGÍA.....	24
4.1. Recolección de Información	24
4.2. Medios Técnicos	24
4.2.1. Sensor de captura de fotografía digital	24
4.3. Superficie de Levantamiento.....	26
4.4. Estimación de Biomasa a través de Índices de Vegetación	27
4.4.1. Análisis de Información.....	27
4.4.2. Tratamiento de Ortomosaico	28
4.4.3. Obtención del Índice de Área Foliar.....	32
4.4.4. Análisis de Cobertura	34
4.5. Estimación de Biomasa a través de Información LiDAR	38
4.5.1. Tratamiento de Información LiDAR.....	39
4.6. Cálculo de la energía disponible en el territorio	43
5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	49
5.1. Estimación de Biomasa.....	49
5.1.1. Estimación de Biomasa a partir de Índices de Vegetación	49
5.1.2. Estimación de Biomasa a partir de LiDAR.....	57
5.2. Determinación de la tecnología de estimación de AGB apropiada para el presente caso de estudio.	65

5.3. Ajuste de ecuación de cálculo de AGB mediante Índices de Vegetación para el área del Proyecto Pacalori	66
5.4. Estimación del Potencial Energético de la Biomasa Disponible	67
6. CONCLUSIONES	71
7. RECOMENDACIONES	74
8. BIBLIOGRAFÍA.....	75
9. GLOSARIO DE TÉRMINOS	83
10. ANEXOS	85

Índice de Figuras

Figura N°3.1: Esquema de funcionamiento LiDAR.....	16
Figura N°3.2: Comparación de NDVI entre vegetación saludable (izquierda) y vegetación no saludable (derecha)	19
Figura N°4.2: Ortomosaico de cuatro bandas generado a partir de la nube de puntos LiDAR obtenida del área de estudio	28
Figura N°4.3: Imagen generada a partir del cálculo del NDVI presente en el área de estudio.....	30
Figura N°4.4: Cobertura disponible del área de estudio.....	35
Figura N°4.5: Modelo Digital de Terreno (DTM) del Área de Estudio.....	40
Figura N°4.6: Modelo Digital de Superficie (DSM) del Área de Estudio	41
Figura N°4.7: Modelo Digital de Alturas de Canopy (DCHM) del Área de Estudio	42
Figura N°4.8: Equipo IKA Calorimeter system C200	46
Figura N°4.9: Pesaje de muestra	46
Figura N°4.10: Desarrollo de análisis calorimétrico, fase de ecualización.	47
Figura N°4.11 Residuos de combustión	47
Figura N°5.1: Distribución en el área de estudio de la AGB total promedio estimada mediante índices de Vegetación en Mg/ha	52
Figura N°5.2: Distribución en el área de estudio de la AGB total promedio estimada mediante índices de vegetación en Mg	55
Figura N°5.3: Distribución en el área de estudio de la AGB total promedio estimada mediante LiDAR en Mg/ha	60
Figura N°5.4: Distribución en el área de estudio de la AGB total promedio estimada mediante LiDAR en Mg	64
Figura 5.5 Energía total mínima aprovechable en el área de estudio.	68
Figura 5.6 Energía total máxima aprovechable en el área de estudio.....	69

Índice de Gráficos

Gráfico N°4.1: Diagrama de Flujo de la metodología empleada para la obtención de AGB por medio de Índices de Vegetación.....	27
Gráfico N°4.2 a y b: Diagramas de caja generados a partir de los valores de NDVI obtenidos para cada cobertura.....	31
Gráfico N°4.3 a y b: Diagramas de caja generados a partir de los valores de LAI obtenidos para cada cobertura.....	33
Gráfico N°4.4: Porcentajes correspondientes a las coberturas vegetales del área de estudio.....	37
Gráfico N°4.5: Diagrama de Flujo de la metodología empleada para la obtención de AGB por medio de Índices de Vegetación.....	39
Gráfico N°4.6: Diagrama de Flujo de análisis térmico de muestras obtenidas en campo	45
Gráfico N°5.1 a y b: Diagramas de caja generados a partir de los valores de AGB en Mg/Ha obtenidos para cada cobertura mediante Índices de Vegetación	50
Gráfico N°5.2 a y b: Diagramas de caja generados a partir de los valores de AGB total en Mg obtenidos para cada cobertura mediante Índices de Vegetación	54
Gráfico N°5.3 a y b: Diagramas de caja generados a partir de los valores de AGB total en Mg/ha obtenidos para cada cobertura mediante información LiDAR.....	59
Gráfico N°5.4 a y b: Diagramas de caja generados a partir de los valores de AGB total en Mg obtenidos para cada cobertura mediante información LiDAR.....	62
Gráfico N° 5.5: Correlación lineal Energía Mínima – Energía Máxima	69
Gráfico N° 5.6: Correlación lineal AGB – Energía Mínima	70
Gráfico N° 5.7: Correlación lineal AGB – Energía Máxima. Fuente.....	71

Índice de Tablas

Tabla 4.1: Especificación de medios de imagen	25
Tabla N°4.2: Descripción de la cobertura del área de estudio por grupos y categorías	36
Tabla N°5.1: AGB total promedio disponible en el área de estudio estimada por índices de vegetación.....	56
Tabla N°5.2: AGB aprovechable promedio disponible en el área de estudio estimada por índices de vegetación.....	56
Tabla N°5.3: Alturas mínimas, máximas y promedios de las coberturas vegetales obtenidas a partir del DCHM del área de estudio.....	57
Tabla N°5.4: AGB total promedio disponible en el área de estudio.....	63
Tabla N°5.5: AGB total aprovechable promedio disponible en el área de estudio	65

Tabla N° 5.6 Potencial Calorífico de las muestras tomadas en el área de estudio	67
Tabla N°5.7 Energía Mínima y Máxima presente en el área de estudio.....	68

Índice de Ecuaciones

(1) Índice de Normalizado Diferencial de Vegetación	19
(2) Índice de Área Foliar	32
(3) Biomasa sobre el nivel del suelo	34
(4) Modelo Digital de Altura de Canopy	41
(5) Biomasa sobre el nivel del suelo	43
(6) Energía	48
(7)Ecuación Ajustada	66

Índice de Anexos

Anexo 1. Valores obtenidos de NDVI de las coberturas individuales.	85
Anexo 2. Valores obtenidos de LAI de las coberturas individuales.	86
Anexo 3. Reseña fotográfica de la toma de muestras para la obtención del potencial calorífico de coberturas.	87
Anexo 4. Reseña fotográfica de la obtención del poder calorífico de muestras de coberturas vegetales.	93
Anexo 5. Termogramas generados para cada cobertura vegetal estudiada.	95
Anexo 6. Valores obtenidos de AGB obtenido por índices de vegetación de las coberturas individuales en Mg/ha.	105
Anexo 7. Valores obtenidos de AGB obtenido por índices de vegetación de las coberturas individuales en Mg/ha.	106
Anexo 8. Valores obtenidos de AGB obtenido por información LiDAR de las coberturas individuales en Mg/ha.	107
Anexo 9. Valores obtenidos de AGB obtenido por información LiDAR de las coberturas individuales en Mg.	108





Universidad de Cuenca

Yo, Carlos Hernán Quizhpe Parra, autor de la tesis ESTIMACIÓN DEL POTENCIAL ENERGÉTICO PROVENIENTE DE BIOMASA AGROFORESTAL EN LA PROVINCIA DE LOS RÍOS-ECUADOR, reconozco y acepto el derecho de la Universidad de Cuenca, en base al Art. 5 literal (c) de su Reglamento de Propiedad Intelectual, de publicar este trabajo por cualquier medio conocido o por conocer, al ser este requisito para la obtención de mi título de Ingeniero Ambiental. El uso que la Universidad de Cuenca hiciere con este trabajo, no implicará afección alguna de mis derechos morales o patrimoniales como autor.

Cuenca, 8 de Diciembre de 2015

Carlos Hernán Quizhpe Parra

C.I. 0105474514

Carlos Hernán Quizhpe Parra

vii



Universidad de Cuenca

Yo, Carlos Hernán Quizhpe Parra, autor de la tesis ESTIMACIÓN DEL POTENCIAL ENERGÉTICO PROVENIENTE DE BIOMASA AGROFORESTAL EN LA PROVINCIA DE LOS RÍOS-ECUADOR, certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor.

Cuenca, 8 de Diciembre de 2015

Carlos Hernán Quizhpe Parra

C.I. 0105474514

Carlos Hernán Quizhpe Parra

viii

AGRADECIMIENTO

Gracias a la vida, que me ha dado tanto. Gracias a Dios y a mis padres, Carlos y Beatriz, por ser el pilar fundamental de apoyo en todo lo que he emprendido y mi fuente de vida. A mis hermanos, Andrés y Sebastián. Gracias por su guía, por sus consejos y por su paciencia. Me han enseñado que la valentía no consiste en la ausencia de miedo, sino en la superación constante del mismo. A mi novia, María José, por su amor y su infatigable mirada protectora. Gracias por ser el oxígeno de mi voluntad. Al director y tutor de esta tesis, Ing. Juan Fernando Cisneros MSc. y en su persona a todas y todos los colaboradores del Programa para el Manejo del Agua y del Suelo -PROMAS de la Universidad de Cuenca, gracias por compartir conmigo su experiencia y conocimiento. Gracias al personal del Laboratorio de Termodinámica y Fisico-Química de la Facultad de Ciencias Químicas de mi Alma Máter por la ayuda brindada y a todos y todas quienes de una u otra forma aportaron para que este proyecto llegue a feliz término.

Carlos Hernán Quizhpe Parra



DEDICATORIA

A la vida, Dios y mis padres, por traerme a este mundo y brindar su apoyo completo y amor incondicional. A la Dolorosa del Colegio, amiga siempre presente. A mis hermanos, fuente de valentía, lucha, constancia y cariño. A mi compañera María José, novia, cómplice, camarada y amiga. Sin su presencia y apoyo nada sería igual.

Carlos Hernán Quizhpe Parra



ESTIMACIÓN DEL POTENCIAL ENERGÉTICO PROVENIENTE DE BIOMASA AGROFORESTAL EN LA PROVINCIA DE LOS RÍOS-ECUADOR

1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad la humanidad se encuentra en una encrucijada de la cual depende su supervivencia como especie y el equilibrio de la vida en el planeta. La crisis medioambiental, a escala planetaria, generada por el desarrollo tecnológico de los últimos siglos potenciada por la quema de combustibles fósiles provenientes de la industria y el parque automotor principalmente, la deforestación, el cambio de uso del suelo a nivel planetario, la degradación de ecosistemas y sistemas naturales, entre otras causas, han tenido consecuencias nefastas en todos los continentes. Afrontar los impactos de un medio ambiente alterado supone el mayor reto para el ser humano desde que éste evolucionó. La matriz energética del mundo actual se basa en combustibles fósiles por lo que es imperativo cambiarla por fuentes energéticas amigables con el medio.

Entre los residuos de la quema de combustibles fósiles están los llamados Gases de Efecto Invernadero (GEI) que son gases que al ser liberados a la atmósfera producen un efecto similar a un invernadero -de allí su nombre- generando una capa que retiene parte de la radiación infrarroja emitida por la superficie terrestre luego de que esta es calentada por acción de la radiación solar. Hay que puntualizar el hecho de que este efecto es natural sin embargo ha sido potenciado por la actividad antropogénica.

El metano (CH_4) es uno de los GEI y aunque no es considerado como el principal precursor del mismo -siendo el primero el CO_2 con el 65% de contribución relativa al efecto invernadero- su capacidad de retención de radiación solar es veinte y tres veces superior a éste. Según el Panel Intergubernamental del Cambio Climático (IPCC) en su informe Climate Change 2013: The Physical Science Basis del “Quinto Reporte de Evaluación” (Fifth Assessment Report - AR5) el 16% de las emisiones antropogénicas de GEI corresponden a metano que en 2010 alcanzaron las 7.8 ± 1.6 GtCO₂e/año (50-65% de las emisiones totales de metano). Las principales fuentes de metano corresponden a las industrias ganaderas por generación entérica del ganado y a la descomposición de residuos agroforestales y ganaderos.

Según el Panel Intergubernamental del Cambio Climático - IPCC un recurso natural renovables es cualquier recurso que se renueva mediante procesos naturales a un ritmo igual o superior a su tasa de utilización. En las últimas décadas se han desarrollado tecnologías que aprovechan los recursos naturales renovables para generar energía sustituyendo las fuentes fósiles tradicionales, reduciendo así su impacto contaminante. Una de ellas es la que aprovecha los residuos agroforestales

y demás desechos agro ganaderos, es decir biomasa. El aprovechamiento de la biomasa disponible en sus distintas formas constituye una vía para alcanzar el desarrollo sostenible, reduciendo las emisiones de metano a la atmósfera y disminuyendo así mismo la dependencia energética hacia los combustibles fósiles cuyas fuentes se reducen constantemente día a día (Comisión Europea - CORDIS, 2014).

El Ecuador en la actualidad está viviendo el cambio de su matriz energética, cambio promulgado por el Estado con la finalidad de alcanzar el desarrollo sostenible y enfrentar, mitigar y reducir, de alguna manera los efectos del cambio climático y el calentamiento global (Secretaría Nacional de Planificación y Desarrollo - Ecuador, 2013). En este sentido, la utilización de energías renovables constituye una prioridad para el Estado.

La biomasa es una de las energías renovables disponibles en el territorio nacional. Entre sus múltiples fuentes se encuentran los residuos vegetales procedentes de plantaciones agroforestales (Suárez & Martín, 2010). En este sentido, según la Encuesta de Superficie y Producción Agropecuaria Continua – ESPAC realizada en 2014 por el Instituto Nacional de Estadísticas y Censos - INEC el mayor porcentaje de labor agropecuaria en Ecuador se encuentran en la región costanera con un 59.83% del terreno nacional destinado a este fin por lo que su análisis es muy relevante.

La provincia de Los Ríos en Ecuador, es una provincia costanera sin salida al mar, ubicada en las estribaciones occidentales de la cordillera de los Andes. Según el INEC, hacia 2010 poseía una población cercana a los 780 mil personas en su mayoría dedicada a ocupaciones elementales y agrícolas.

En el presente estudio se pretende estimar el potencial energético de la biomasa agroforestal, además de determinar cuál es la técnica de aprovechamiento energético de biomasa más favorable en cada caso, teniendo en cuenta la realidad local.

2. OBJETIVOS

2.1. Objetivo General

- Estimar el potencial energético proveniente de biomasa agroforestal en la zona del proyecto PACALORI en la provincia de Los Ríos-Ecuador

2.2. Objetivos Específicos

- Estimar mediante índices de vegetación y LiDAR la cantidad de biomasa disponible proveniente de plantaciones agroforestales.

- Determinar la capacidad calórica de los residuos agroforestales más comunes estudiados en la zona del proyecto PACALORI en la provincia de los Ríos - Ecuador
- Estimar el potencial energético teórico de plantaciones agroforestales
- Determinar la tecnología adecuada de aprovechamiento energético de la biomasa generada en cada caso.

3. MARCO TEÓRICO Y ESTADO DEL ARTE

En los últimos tiempos la biomasa ha ganado un gran protagonismo en el concierto energético mundial y de esta la agroforestal constituye la más relevante debido a su relativa facilidad de obtención principalmente en lo que agroindustria se refiere. El estudio de las coberturas vegetales ha sido fundamental en muchos aspectos sin embargo en la actualidad ha alcanzado gran relevancia principalmente en lo que a obtención de energía se refiere (Suárez & Martín, 2010)

La utilización de sensores remotos para analizar las características de las diferentes coberturas vegetales del planeta se ha masificado en los últimos años debido principalmente a su capacidad para realizar observaciones y mediciones desde la escala local a la escala global (Tao et al., 2014). Muchas son las aplicaciones de la información generada por medio de sensores remotos, entre ellas tenemos la planificación y la gestión forestal (Tomé Morán et al., 2013) o el análisis de las coberturas boscosas con el fin de analizar su potencial como sumideros de carbono en el contexto del cambio climático (d' Oliveira et al., 2012; Takagi et al., 2015).

La biomasa sobre el nivel del suelo, *AGB* por sus siglas en inglés, es la biomasa que se toma en cuenta para estos fines. La *AGB* se conceptualiza como el peso seco de toda la masa vegetal que se encuentra sobre el nivel del suelo incluyendo madera, cortezas de árboles, ramas, hojas y plantas en general (Zhu & Liu, 2015).

3.1. Light Detection And Ranging-LiDAR

Light Detection And Ranging (LiDAR) es una tecnología de percepción remota transportada por medio de aviones, helicópteros o drones (Fundación de la Energía, Madrid 2015) que usa luz en forma de pulsos láser para medir rangos o distancias hacia la superficie terrestre. Estos pulsos láser en combinación con otros sistemas aerotransportados proporcionan detallada información en tres dimensiones acerca de la superficie estudiada (Arranz-Justel, 2013).

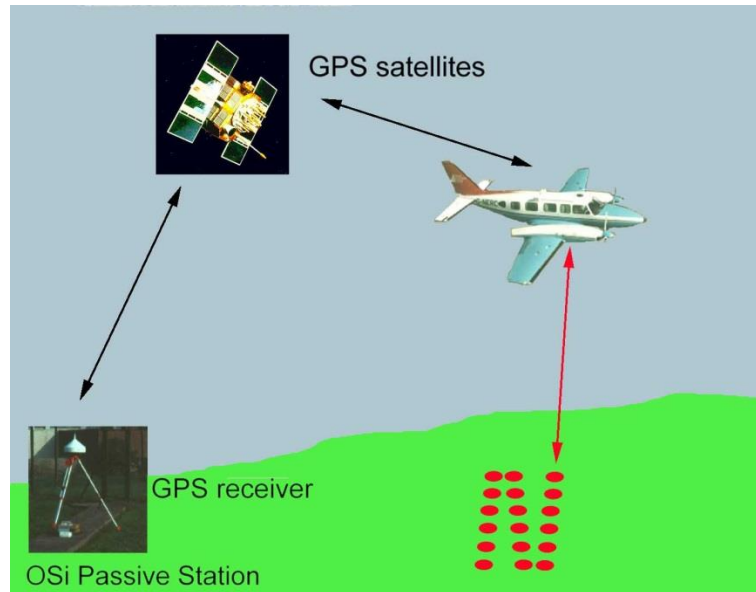


Figura N°3.1: Esquema de funcionamiento LiDAR. Fuente: Department of Archaeology, University of Cambridge, 2004 <http://www.arch.cam.ac.uk/research/projects/loughcrew/>

La instrumentación LiDAR consiste esencialmente de tres partes esencialmente: un sensor láser, un escáner óptico y un receptor GPS especializado junto con una Unidad de Medida Inercial (IMU). El sensor láser posee un emisor, que emite los pulsos láser a diferentes frecuencias que varían generalmente pueden llegar a los 500 khz según el estudio que se realiza (Arranz-Justel, 2013) y un receptor que recibe los pulsos reflejados por la superficie. Una vez recibidos estos pulsos son seleccionados por el escáner óptico, la elección de los pulsos que posteriormente serán transmitidos depende de la finalidad del estudio. Estos pulsos son convertidos en información y almacenada en la computadora del sistema. La función del GPS incorporado en el sistema es medir la posición del sistema LiDAR y georeferenciar los pulsos obtenidos por el mismo. La función de la IMU es, a través de acelerómetros y giroscopios, detectar las variaciones de altura y aceleración del sistema (Salamanca & Pérez, 2008). Existen dos tipos básicos de sensores LiDAR: topográficos y batimétricos. Los primeros generalmente se basan en el uso de láser de infrarrojo cercano para mapear las superficies, en cambio, los segundos utilizan láser verde capaz de penetrar las superficies de agua como océanos, lagos o cauces de ríos (NOAA, Unites States of America, 2015).

El funcionamiento de la tecnología LiDAR consiste en la medición del tiempo comprendido entre la emisión de los pulsos láser y la recepción de estos luego de ser reflejados por la superficie. A partir de esta medida se puede calcular la distancia entre el emisor y la superficie estudiada. De esta manera se puede entender que los primeros pulsos en ser receptados corresponden a las superficies de los objetos presentes sobre el nivel del suelo del terreno, de la misma manera, los últimos pulsos en ser recibidos corresponden a la superficie del terreno. De este modo esta

tecnología es muy útil a la hora de analizar el terreno estudiado en función de modelos digitales de elevación y ortofotos (García, 2009). Inicialmente todos los pulsos láser son emitidos únicamente en dirección perpendicular a la línea de vuelo del soporte del sensor pero un espejo rotatorio presente en el equipo desvía los pulsos hacia los lados de la aeronave con un ángulo de apertura variable según la finalidad del estudio. De esta forma se realiza el barrido del terreno, la anchura de barrido dependerá de la altura del vuelo, a mayor altura de vuelo mayor anchura de barrido. La frecuencia de la emisión de pulsos puede superar los 150 Khz por segundo (García, 2009)

La tecnología LiDAR ha cambiado la manera de generar información con miras a la gestión forestal, simplificando la manera en la que se analiza el terreno, reduciendo costos y aumentando la precisión al momento de generar información. La tecnología presente en los equipos LiDAR permiten capturar datos continuamente en tres dimensiones lo cuales posteriormente servirán para analizar a detalle las superficies vegetales. Existen múltiples estudios que demuestran la existencia de una alta correlación entre la información LiDAR y variables forestales procedentes de inventarios del terreno como la biomasa sobre el nivel del suelo (Ortuño-Pérez et al., 2013).

3.2. Estimación de Biomasa Sobre el Nivel del Suelo (AGB) a partir de ortofotos

Tradicionalmente los métodos utilizados para la estimación de AGB vegetal se basan en la utilización de parcelas de muestras. Existen dos métodos claramente diferenciados para estimar AGB. El primero de ellos es el método destructivo, teóricamente es el método más exacto, sin embargo, posee ciertas desventajas como la gran cantidad de horas de trabajo necesarias para su realización, la necesidad de destruir una parte del entorno y los recursos necesarios para su generación (Zhu & Liu, 2015). Por otro lado tenemos el método no destructivo basado en ecuaciones alométricas, las cuales relacionan ciertas características de la vegetación como su altura, diámetro a la altura del pecho (DBH), entre otras con la AGB. Estas características son tomadas al momento de realizar inventarios forestales, aquí se pone en manifiesto su limitación, sólo se pueden aplicar en zonas donde se hayan realizado estos estudios (Soenen et al., 2010).

De la misma manera existen dos grupos de métodos bien diferenciados utilizados para la estimación de AGB a partir de información procedente de sensores remotos. El primero de ellos se basa en modelos empíricos donde la AGB está correlacionada con varias variables derivadas de imágenes generadas a partir de sensores remotos. Estas aproximaciones empíricas pueden ir desde regresiones lineales hasta algoritmos generados por computadora. El segundo grupo corresponde a los modelos físicos, los cuales recogen parámetros de la estructura de la vegetación

que poseen una gran correlación con la AGB a través de la utilización de modelos de transferencia radiométrica (Avitabile et al., 2012; Tsui et al., 2012). Estos modelos son menos dependientes de las características del terreno que los modelos empíricos además de poseer mayor versatilidad, sin embargo, son más complejos que los empíricos y su exactitud no ha sido comprobada satisfactoriamente (Zhu & Liu, 2015).

3.2.1. Índices de Vegetación

Numerosa es la literatura que demuestra la relación de ciertos índices de vegetación (IV) con características de las coberturas vegetales como es el caso de la AGB (Anaya et al., 2008; Madugundu et al., 2008; Vila et al., 2007). Conceptualizamos a los índices de vegetación como parámetros que, a partir de los valores de la reflectividad producida en las superficies vegetales a distintas longitudes de onda, son calculados y que pretenden extraer información de las mismas reduciendo las distorsiones producidas por la atmósfera, el relieve o el suelo (Gilabert et al., 1997). Los resultados de estos índices son adimensionales, generalmente indican el vigor de la vegetación a partir de su clorofila. Los valores bajos indican vegetación enferma o ausencia de vegetación y viceversa, a mayor valor, vegetación más sana o mayor presencia de vegetación (Sobrino, 2000). Hacia 2008, distintos grupos de investigadores habían desarrollado alrededor de cincuenta IV, lo que resalta la utilidad de estos índices para estudiar las características del terreno (Carvacho-Bart & Sánchez-Martínez, 2010).

Entre los principales índices de vegetación tenemos a los siguientes:

3.2.2. Índice Normalizado Diferencial de Vegetación (NDVI)

El Índice Normalizado Diferencial de Vegetación (NDVI) es un índice de vegetación que se fundamenta en la respuesta de la vegetación con respecto a la radiación solar, fue desarrollado por Rouse et al., 1973. La clorofila, presente en los organismos vegetales, absorbe la luz visible, de 0.4 a 0.7 micrómetros, en la fotosíntesis. En cambio las células vegetales reflejan la luz infrarroja cercana, de 0.7 a 1.1 micrómetros. Si existe mucha más radiación reflejada en la porción de infrarrojo cercano que en la luz visible se puede establecer que la vegetación analizada es más densa, propia de un bosque, si por el contrario si la diferencia entre el infrarrojo cercano y la luz visible la vegetación es escasa, la vegetación analizada es menos densa o menos vigorosa, propia de ecosistemas como pastizales o desiertos (Agencia Espacial Europea, 2014). En este índice se analiza el componente Rojo de la Luz Visible, 0.6 a 0.7 micrómetros, por lo que se utiliza esta banda en los análisis.

Para calcular el NDVI nos basamos en la siguiente ecuación (Anaya et al., 2008; Gaona-Gaona, 2009; Vila et al., 2007)

$$NDVI = \frac{\rho_{IRC} - \rho_R}{\rho_{IRC} + \rho_R} \quad (1)$$

Donde:

NDVI: Índice de Normalizado Diferencial de Vegetación

ρ_{IRC} : Banda de Infrarrojo Cercano

ρ_R : Banda de Rojo

El NDVI es un índice no dimensional, sus valores son de ± 1 (Tovar, 2012). Estos valores se pueden relacionar con el vigor de la vegetación presente en el área de estudio. Valores negativos, entre -1 y 0 corresponden a cuerpos de agua, roca expuesta y, en general, a territorio desprovisto de vegetación. Valores comprendidos entre 0.1 a 0.4 corresponden a coberturas de pasto o similares. Valores cercanos a 1 corresponden a zonas boscosas (Román-Colón, 2009)

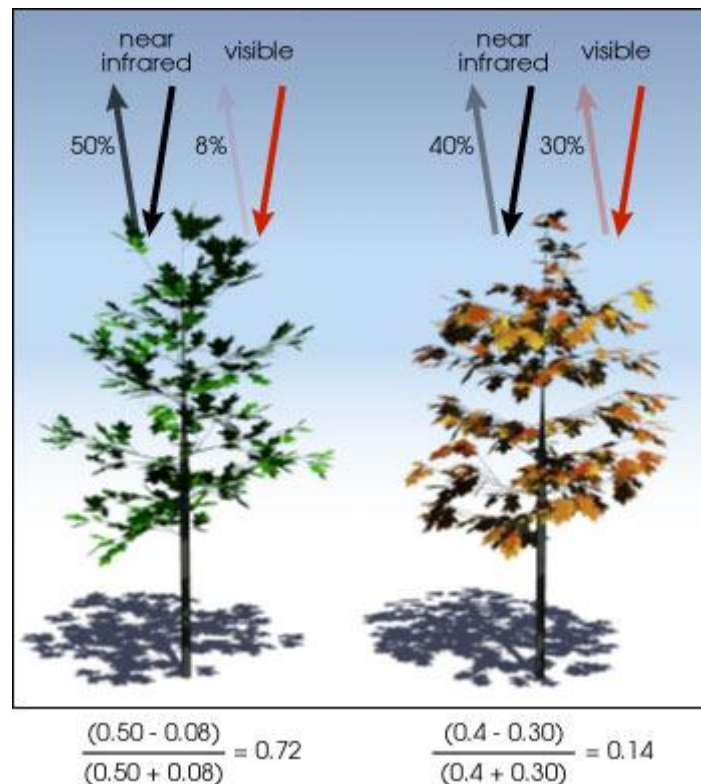


Figura N°3.2: Comparación de NDVI entre vegetación saludable (izquierda) y vegetación no saludable (derecha). Fuente: Earth Observatory, NASA, http://earthobservatory.nasa.gov/Features/MeasuringVegetation/measuring_vegetation_2.php

Con la utilización de este índice es posible identificar espacialmente vegetación en sus diferentes estados de conservación y su variación temporal. Hay que tener en cuenta al momento de analizar información que estas variaciones responden a las condiciones climáticas y a la naturaleza de las coberturas vegetales lo que puede presentar oscilaciones y ciclos naturales y demás cambios (Merg et al., 2011).

Poveda et al., 2010 determinaron que en general, las especies con crecimiento natural, es decir las que se encuentran en coberturas no intervenidas por el ser humano, presentan valores de NDVI estables a lo largo del tiempo. Esto hace suponer que los valores de NDVI de las coberturas naturales del área de estudio no variarán significativamente.

En la misma investigación Poveda et al., 2010 sostienen que el NDVI varía de manera inversamente proporcional a la presencia de suelo desnudo. Esto es especialmente importante para el caso de bosques y demás ecosistemas con alta presencia de AGB y que sin embargo pueden obtener valores subestimados de NDVI debido a esto.

Si se lo compara con otros índices, el NDVI posee ciertas ventajas bien documentadas, como su gran sencillez de cálculo, su facilidad de interpretación además del hecho de que, al ser el IV más utilizado en la comunidad científica, su comparación entre estudios es más simple (Abaurrea et al., 2013; Merg et al., 2011).

A pesar de esto este índice también posee desventajas que han sido reportadas en trabajos anteriores. Anaya et al., 2008 en su trabajo de estimación de biomasa aérea en Colombia por medio de imágenes MODIS determinaron que la mayor limitación que posee el NDVI es su tendencia a saturarse cuando sus valores son altos, es decir, cuando se analizan principalmente zonas boscosas. De la misma forma afirman que el análisis de bosques secundarios o intervenidos es la principal barrera al momento de analizar coberturas boscosas ya que este índice no puede distinguir claramente entre bosques primarios y bosques secundarios e intervenidos. Así mismo Huete et al., 1997 plantearon que la principal causa de saturación de este índice era su ecuación.

Gasparri et al., 2007 determinaron que la variación climática estacional e interanual puede afectar la respuesta espectral de las coberturas vegetales ya que afecta su fenología, lo que puede causar errores en su estimación por lo que es muy importante tomar en cuenta esto en la toma de información espectral.

3.2.3. Índice de Área Foliar (LAI)

El Índice de Área Foliar (LAI) es un índice que representa la relación entre el área foliar que ocupa la vegetación con respecto a la superficie del suelo. Este índice representa la principal superficie de intercambio entre la cobertura vegetativa y la atmósfera, esto determina a su vez la interceptación de radiación por la misma (Calvo-Polanco et al., 2005). El LAI constituye un indicador muy utilizado para analizar y representar la estructura vegetativa de la parte aérea además de poseer una capital importancia en los procesos de crecimiento vegetativo que tienen en cuenta los principios de interceptación lumínica y la eficiencia de conversión en biomasa (de la Casa et al., 2013).

Así mismo este índice constituye una variable muy importante en el área de modelos ecológicos regionales y globales. Tradicionalmente los métodos empleados en su estimación son métodos in situ como los destructivos, los basados en ecuaciones alométricas y los ópticos. Sin embargo, dadas sus limitaciones para aplicarlos a gran escala en el último tiempo han surgido métodos basados en percepción remota (Aguirre-Salado et al., 2011). Los métodos de percepción remota se basan en el cálculo de LAI por medio de IV, la eficiencia de estos métodos dependen de tres factores principalmente: su estabilidad con relación a otros factores de perturbación como la atmósfera o el relieve, su sensibilidad a una unidad de cambio de LAI, y su rango dinámico (Rodríguez-Moreno & Bullock, 2013).

Sin embargo al momento de estimar LAI en base a los valores obtenidos de las diferentes coberturas hay que tener en cuenta la capacidad de saturación de NDVI que cuando se satura arroja valores de NDVI superiores a 3 generando errores en la estimación de LAI (Poveda et al., 2010). De la misma forma que en el caso del NDVI, el LAI también varía en función de la estacionalidad del territorio estudiado (Calvo-Polanco et al., 2005) por lo que se hace necesario un estudio que tome en cuenta esta variabilidad temporal para estimar LAI a lo largo del tiempo en un lugar dado.

3.3. Estimación de Biomasa Sobre el Nivel del Suelo (AGB) a partir de información LiDAR

La tecnología LiDAR aplicada al área forestal ha sido utilizada desde los años ochenta en países como Estados Unidos o la ex Unión Soviética. Sin embargo, ha sido desde mediados de los años noventa, cuando se desarrolló la estructura actual que presentan los sistemas LiDAR, que se los aplica para realizar inventarios forestales y análisis de coberturas vegetales (Corral et al., 2009). Esto ha constituido un punto de inflexión en lo que a análisis forestales y de vegetación se refiere. Con su utilización se pueden obtener variables dasométricas como altura de copas, altura media, volumen, área basimétrica, entre otras. Así mismo, esta tecnología se ha aplicado en numerosos estudios con diversos fines como la estimación de la capacidad de un bosque como sumidero de carbono, determinación del estado de conservación vegetal de un territorio determinado o la cuantificación de variables estructurales de gran utilidad para los procesos de gestión forestal como, por ejemplo, la biomasa existente por encima del nivel del suelo conocida como AGB por sus siglas en inglés (Ruiz & Arribas, 2005; Takagi et al., 2015; Tao et al., 2014)

La AGB se puede calcular indirectamente a partir de la altura que posee la vegetación. Para determinarla se debe procesar la nube original de puntos LiDAR mediante interpolaciones realizadas con diferentes softwares para generar Modelos

Digitales de Elevación (DEM), entre los principales que se generan tenemos a los siguientes:

Modelo Digital del Terreno (DTM): Este modelo se obtiene a partir de la interpolación de los puntos correspondientes al último pulso que recepta el sensor. Se entiende que estos pulsos corresponden al terreno del área de estudio (Moreno - Brotons et al., 2010)

Modelo Digital de Superficie (DSM): Se obtiene a partir de la interpolación de los puntos correspondientes al primer pulso que recepta el sensor. Al llegar primero al sensor se entiende que son los más cercanos al mismo por lo que corresponden a las superficies que se encuentran en el área de estudio (Martínez et al., 2013).

Modelo Digital de Altura de Canopy (DCHM): Este modelo se obtiene a partir de la resta entre el DSM y el DTM. Este modelo nos muestra la altura de los objetos presentes en el área de estudio (Martínez et al., 2013).

A partir del tratamiento de estos DEM podemos obtener las diferentes alturas que presenta la vegetación en el área de terreno estudiado. Posteriormente se utilizan estas alturas como variables en diferentes modelos de regresión para calcular la AGB. Estos modelos varían según el territorio estudiado y los fines del estudio (d' Oliveira et al., 2012; Takagi et al., 2015; Tao et al., 2014). Estas metodologías poseen numerosas ventajas con respecto al muestreo tradicional para determinar la biomasa de masas forestales, además de las ventajas que posee con respecto a la estimación de biomasa por medio de otros métodos aplicados con sensores remotos (Corral et al., 2009) . Entre estas tenemos las siguientes:

- Mayor representatividad. Numerosos estudios han demostrado una gran correlación entre la información LiDAR y las diferentes variables dasométricas (Ortuño-Pérez et al., 2013).
- Mayor cobertura. Con esta tecnología es posible cubrir toda el área de estudio lo que consiguientemente genera mayor precisión, generalmente esta precisión aumenta si el área de estudio es menor (Takagi et al., 2015).
- Mayor velocidad en la toma de datos, esto se aprecia especialmente en grandes áreas (García, 2009).
- Muestreos en zonas de difícil acceso (d' Oliveira et al., 2012).
- Mayor utilidad de la información generada. La información puede ser utilizada para fines muy diversos. La información generada para cualquier parte del terreno generado puede ser fácilmente comparable (Corral et al., 2009).
- Mayor optimización de recursos. Al ser un método basado en sensores remotos los costos disminuyen ya que existe un ahorro en términos de trabajo de campo y horas trabajadas (Tao et al., 2014).

A pesar de estas ventajas, esta tecnología también posee desventajas. Entre ellas citamos a las siguientes:

- Para valores elevados de biomasa estos sensores generalmente se saturan (Ruiz & Arribas, 2005).
- En el caso de bosques naturales la cuantificación es menos precisa debido a la dificultad al momento de predecir el estado del bosque bajo el canopy (Takagi et al., 2015).
- Dificultad al identificar el objeto sobre el que cae el pulso láser. Errores en la estimación de alturas, esto generalmente ocurre en zonas boscosas debido a que habitualmente los pulsos no recaen exactamente sobre la parte superior de los árboles (Arranz-Justel, 2013)

Se han realizado múltiples estudios aplicando esta metodología con el fin de determinar AGB. Ruiz & Arribas, 2005 estimaron la biomasa foliar de *Pinus silvestris* L. por medio de LiDAR en la región de Canencia, Madrid, concluyeron que la correlación entre la biomasa foliar y la información LiDAR más adecuada corresponde a aquellas en las que se utilizan la altura máxima (ZMax) de vegetación debido a que, a pesar de que otras correlaciones que utilizan como variables independientes el percentil 99 (Z99) o la altura mínima (ZMin) obtienen correlaciones más altas que usan ZMax, la aplicación posterior de estos datos resulta muy compleja. Takagi et al., 2015 es su estudio sobre la estimación de biomasa forestal y su volumen en un bosque templado del norte de Hokkaido, Japón, determinaron que en estudios realizados en bosques intervenidos como el suyo, los valores de RSME son menores que para estudios realizados en bosques naturales. Esto es muy relevante al momento de estudiar coberturas boscosas. De la misma manera remarcan el hecho de que puede existir infraestimaciones derivados de la toma de información. En este aspecto la densidad de pulsos láser por unidad de área así como su diámetro influyen de manera significativa. Estimó la biomasa individual de *Pinus taeda* L. en el sureste de Texas, Estados Unidos, a partir de LiDAR de huella pequeña. Popescu, 2007 concluyó que esta tecnología es apropiada para determinar características dasométricas como altura, diámetro a la altura de pecho, entre otras, de árboles individuales y que esta metodología de estimación individual puede aumentar su escala a regional dependiendo de la facilidad de la adquisición y del manejo de información a estas escalas. Estos casos de estudio constituyen sólo una muestra de la variedad de aplicaciones que posee la tecnología LiDAR.

Existen ciertas consideraciones a tener en cuenta, d' Oliveira et al., 2012 indican que al momento de estimar la altura de vegetación mediante LiDAR no en todas las ocasiones el pulso láser impactará a la parte superior de la vegetación sino en porciones más bajas generando un error al subestimar las alturas. Esto dependerá de la densidad de la vegetación estudiada y de la densidad de los pulsos emitidos por el sensor láser. Por otro lado indican que en coberturas que presentan un canopy alto, si éste es denso hay una reducción proporcional en segundo o tercer retorno haciendo que la posibilidad de llegar al suelo se reduzca generando errores. Si el canopy está disperso ocurre el efecto contrario, es decir hay una mayor probabilidad de que los pulsos abarquen toda la extensión de la distancia entre el canopy y la superficie del terreno. Esto tiene un efecto directo sobre la distancia de

separación entre los pulsos ya que los pulsos que inciden en un canopy denso estarán más unidos que los que inciden en un canopy más disperso. Rodríguez-Moreno & Bullock, 2013 concluyeron que una variación estacional fuerte en aspectos como la reflectancia del suelo puede relacionarse con una variación de la humedad cerca de la superficie o una disminución de actividad del componente vegetativo por lo que micrófitas pueden reflejar similarmente a plantas vasculares por lo que se pueden generar errores en la estimación de AGB.

A su vez, Frazer et al., 2011 estudiaron la influencia del tamaño de la parcela y de los errores de localización en la precisión e incertidumbre en la estimación de biomasa por medio de LiDAR. Sus resultados indicaron que para parcelas mayores a 0.125 ha, errores posicionales mayores a 5m tienen un efecto pequeño en las estimaciones derivadas de LiDAR.

4. METODOLOGÍA

En el presente capítulo se plantea el marco metodológico utilizado en el presente estudio. Esta metodología fue generada a partir de diversos estudios realizados con anterioridad que denotaron concordancia con esta investigación y que dieron resultado a partir de un proceso de retroalimentación en una metodología propia acorde a los requerimientos y objetivos de este trabajo.

4.1. Recolección de Información

Los datos obtenidos para el desarrollo de este estudio provienen del Programa para el Manejo del Agua y del Suelo de la Universidad de Cuenca (PROMAS) en marco del desarrollo del megaproyecto “Pacalori” en coordinación con la Secretaría Nacional del Agua (SENAGUA) del Ecuador. Para obtener la información se utilizó un helicóptero que realizó sobrevuelos a distintas alturas sobre el terreno con el fin de “escanear” el mismo.

4.2. Medios Técnicos

La toma de información se realizó mediante la utilización de un sensor RCD30 (Leica) aerotransportado y fue realizada por personal del PROMAS de la Universidad de Cuenca.

4.2.1. Sensor de captura de fotografía digital

Las características de los sensores de captura de fotografía digital se presentan en la Tabla 4.1.

Tabla 4.1: Especificación de medios de imagen Fuente y Elaboración: PROMAS – Universidad de Cuenca, 2013

Sensor empleado	RCD30 (Leica)
Resolución espectral	4 bandas (Rojo, Verde, Azul, Infrarrojo cercano)
Control automático de la exposición	Incluido
Sistema FMC	TDI
Estabilización	Sistema de estabilización de las lentes
Sistema de navegación	FPES de Leica Permite: - planificar el vuelo, determinando los centros de fotos - navegación en tiempo real - control automático de disparo - registro de eventos - registro de datos de captura de cada imagen
Receptor GPS	NOVATEL Millenium: -12 canales bifrecuencia siguiendo las portadoras L1 y L2. -Registro de observaciones superior 0.1 segundos. -Modo de observación mediante código y diferencias de fase. -Algoritmos de dobles diferencias para resolver la ambigüedad de fase. -Precisión en las coordenadas de la cámara DGPS: 10 a 30 cm. IPAS Inertial Position and Attitude System
Sistema inercial (IMU/INS)	- Frecuencia de registro: 200 Hz. - Precisión 0.005 deg en Omega y Phi, 0.008 deg en Kappa.

Parámetros básicos en imágenes virtuales de alta resolución

Distancia focal (m)	0.050
Tamaño del sensor (pixel)	8956 x 6708
Tamaño del píxel (μm)	6
Punto principal (mm)	X = 0.0 ; Y = 0.0
Parámetros de distorsión	Imágenes libres de distorsión

4.3. Superficie de Levantamiento

El área de levantamiento de información corresponde a una superficie de 190,000 ha y la producción de los modelos digitales y ortoimágenes derivadas de estos datos en una zona de 160.000 ha. situadas en la zona central de la Provincia de los Ríos y parte de la Provincia del Guayas. Concretamente al interior de los cantones Mocache, Palenque, y Vines en el trasvase Quevedo y Mocache, Vines, Baba, Pueblo Viejo y Ventanas en el trasvase Calabí. Adicional a este último trasvase, el cantón Balzar en la Provincia del Guayas. (Programa para el Manejo del Agua y del Suelo - PROMAS, 2013)

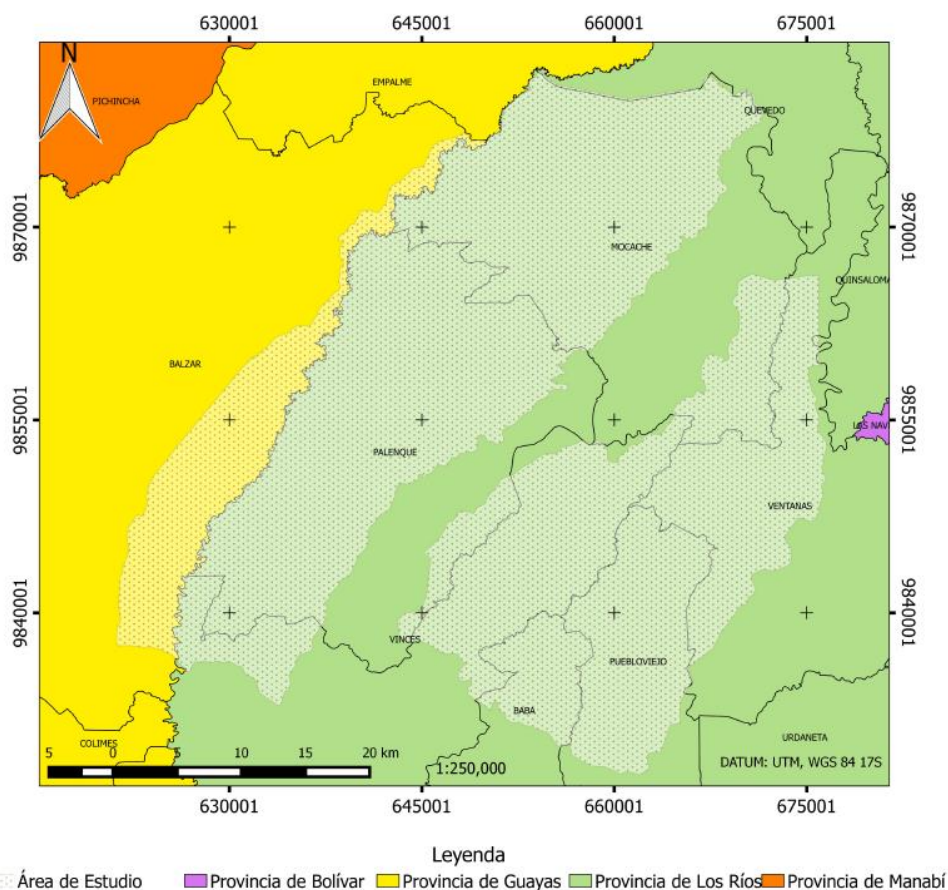


Figura N°4.1: Área de Estudio. Fuente: PROMAS-Universidad de Cuenca, 2013

Para el presente estudio se realizó dos distintas metodologías con el fin de cumplir con los objetivos propuestos. Estas metodologías se basan en la utilización de ortomosaicos derivados de los datos LiDAR en el primer caso y en el segundo caso se basa en la utilización directa de los datos LiDAR.

4.4. Estimación de Biomasa a través de Índices de Vegetación

La estimación de biomasa a partir de IV se basa generalmente en la correlación de los valores de los distintos IV con información generada por medio de trabajo de campo, principalmente inventarios forestales. Sin embargo debido a que el área de estudio carece de información de esta naturaleza esta estimación se la realiza únicamente con fines indicativos. La metodología utilizada en este proceso se resume en el Gráfico N°4.1

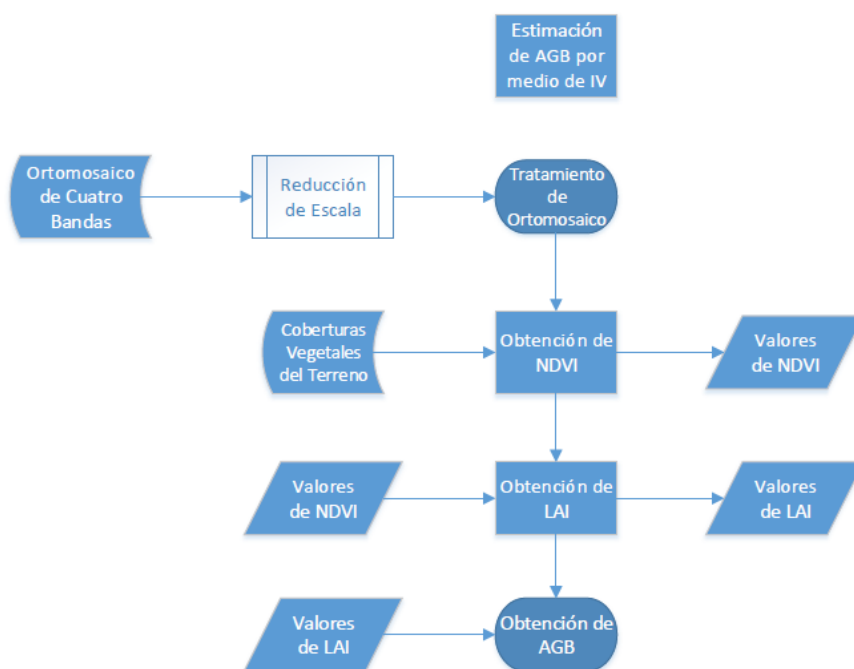


Gráfico N°4.1: Diagrama de Flujo de la metodología empleada para la obtención de AGB por medio de Índices de Vegetación. Fuente: Autor, 2015

4.4.1. Análisis de Información

Para estimar la AGB a partir de ortomosaicos en primera instancia se realizó un pre-tratamiento de la nube de datos LiDAR (Tao et al., 2014). El cual consistió en una reducción de escala de la nube de datos, principalmente por la falta de capacidad computacional disponible para el manejo de tan extenso volumen de datos. Esta práctica trae como consecuencia un mejor tratamiento de los datos, a pesar de que se da una reducción en la precisión del estudio (Tomé Morán et al., 2013).

A partir de esto se generó una imagen ortomosaico de cuatro bandas, rojo, verde y azul (RGB) e infrarrojo cercano cuyo análisis se realizó posteriormente. Hay que tener en cuenta de que el estudio y análisis de este ortomosaico fue realizado con fines comparativos.

4.4.2. Tratamiento de Ortomosaico

La imagen generada cuenta con un tamaño de pixel de 5m x 5m, esta imagen fue proporcionada por el PROMAS. Hay que tener en cuenta que esta imagen ha sido sometida a un tratamiento de reducción de escala con el fin de hacer manejable su tratamiento con la capacidad computacional utilizada en el trabajo. Para el tratamiento de la imagen se utilizó el software QGIS 2.8.2. Wien (<http://www.qgis.org/>).

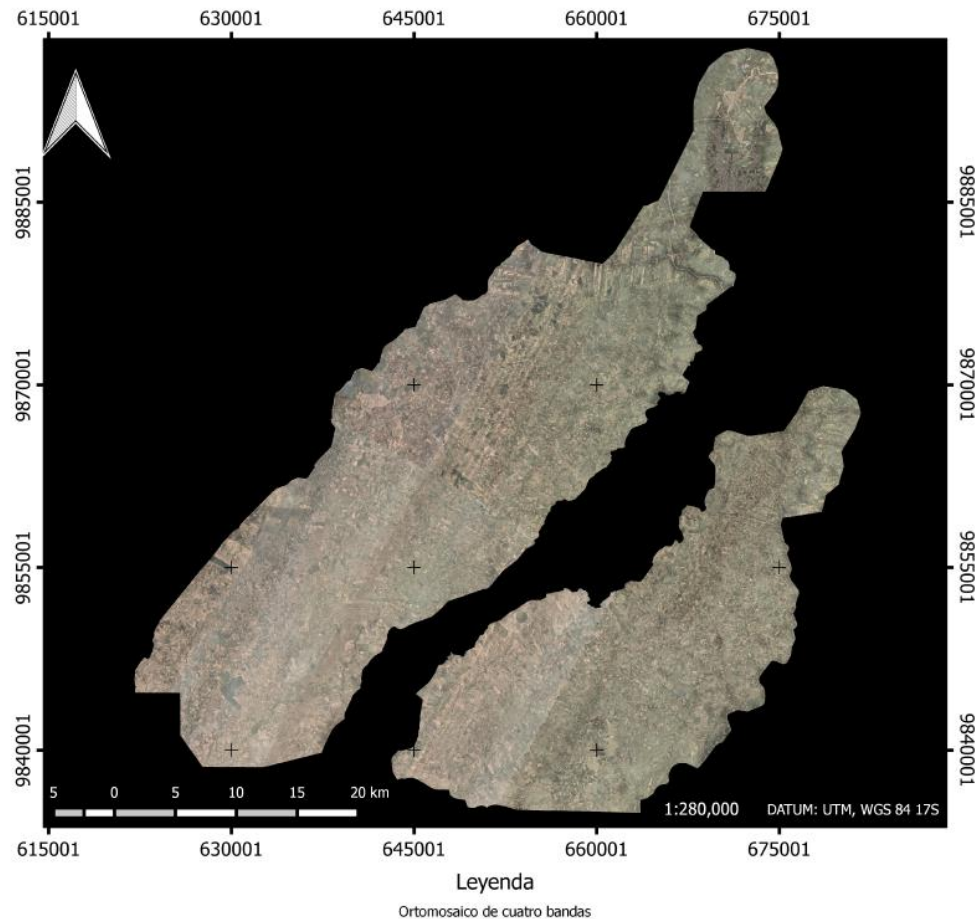


Figura N°4.2: Ortomosaico de cuatro bandas generado a partir de la nube de puntos LiDAR obtenida del área de estudio. Fuente: PROMAS - Universidad de Cuenca, 2015

A partir de esta imagen se obtuvo el NDVI, Índice de Vegetación de Diferencia Normalizado por sus siglas en inglés. Éste índice muestra el gran contraste entre los altos niveles de absorbancia de las longitudes de ondas visibles y la gran

reflectancia de las longitudes de onda pertenecientes al infrarrojo cercano. De esta forma tiene una fuerte relación lineal con la porción de la radiación fotosintéticamente activa absorbida por la vegetación (Wessels, Prince, Frost, & van Zyl, 2004). El rango de este índice es de ± 1 en la cual los valores negativos e inferiores a 0.1 en la práctica corresponden a superficies de agua o a áreas desprovistas de vegetación como carreteras, obras de infraestructura y áreas urbanas. Mientras más cercano a la unidad sea el índice más presencia de vegetación vigorosa existirá (Román-Colón, 2009; Tovar, 2012)

Para obtener este índice en función del ortomosaico original, en primera instancia, se determinó las áreas correspondientes a las diferentes coberturas vegetales utilizando información sobre el área de estudio en formato shape proporcionada por PROMAS. Para esto se utilizó la herramienta **Clipper** de Quantum GIS 2.8.2 Wien. Posteriormente se utilizó la herramienta **Raster Calculator** para aplicar la Ecuación (1) (Anaya et al., 2008; Gaona-Gaona, 2009; Vila et al., 2007) utilizando la banda de rojo y la de infrarrojo del ortomosaico.

Esta ecuación nos indica que a mayor valor de reflectancia de la banda de infrarrojo cercano y menor valor en la de la banda de rojo, mayor NDVI poseerá la vegetación y por lo tanto será más vigorosa y densa y viceversa.

El resultado se observa en la Figura N°4.3.

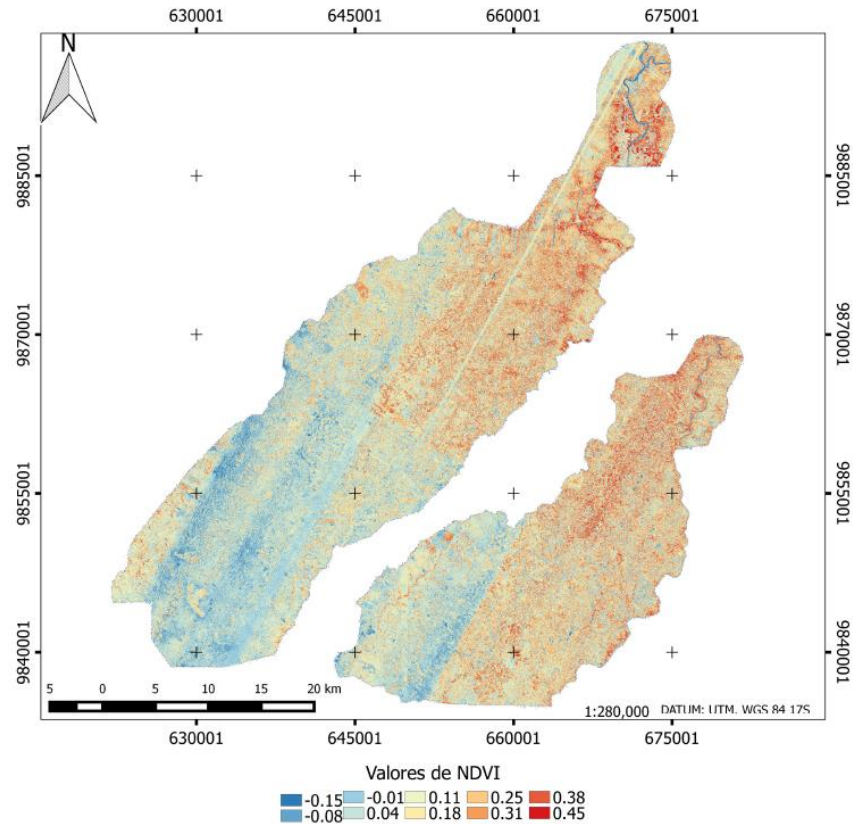


Figura N°4.3: Imagen generada a partir del cálculo del NDVI presente en el área de estudio. Fuente y elaboración: Autor, 2015

En la figura N°4.3 se puede apreciar que las zonas más oscuras corresponden a NDVI negativos y bajos y las zonas más claras corresponden a las zonas con más vegetación. El rango calculado de NDVI va de -0.1540 en su límite inferior a 0.4540 en su límite superior. En este trabajo se utilizaron los valores de NDVI superiores a 0.1. A partir de esta información se obtuvieron los valores de NDVI para cada cobertura, los mismos que se presentan en los gráficos N°4.1a y N°4.1b.

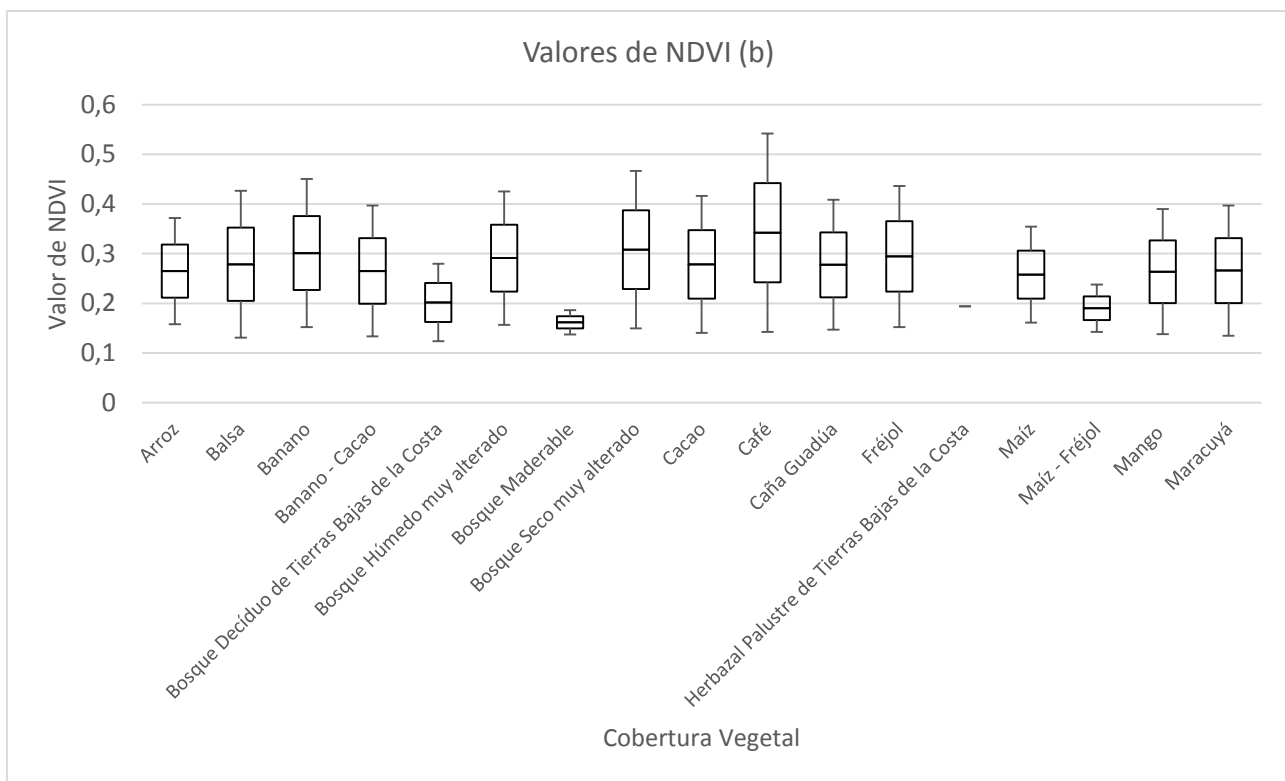
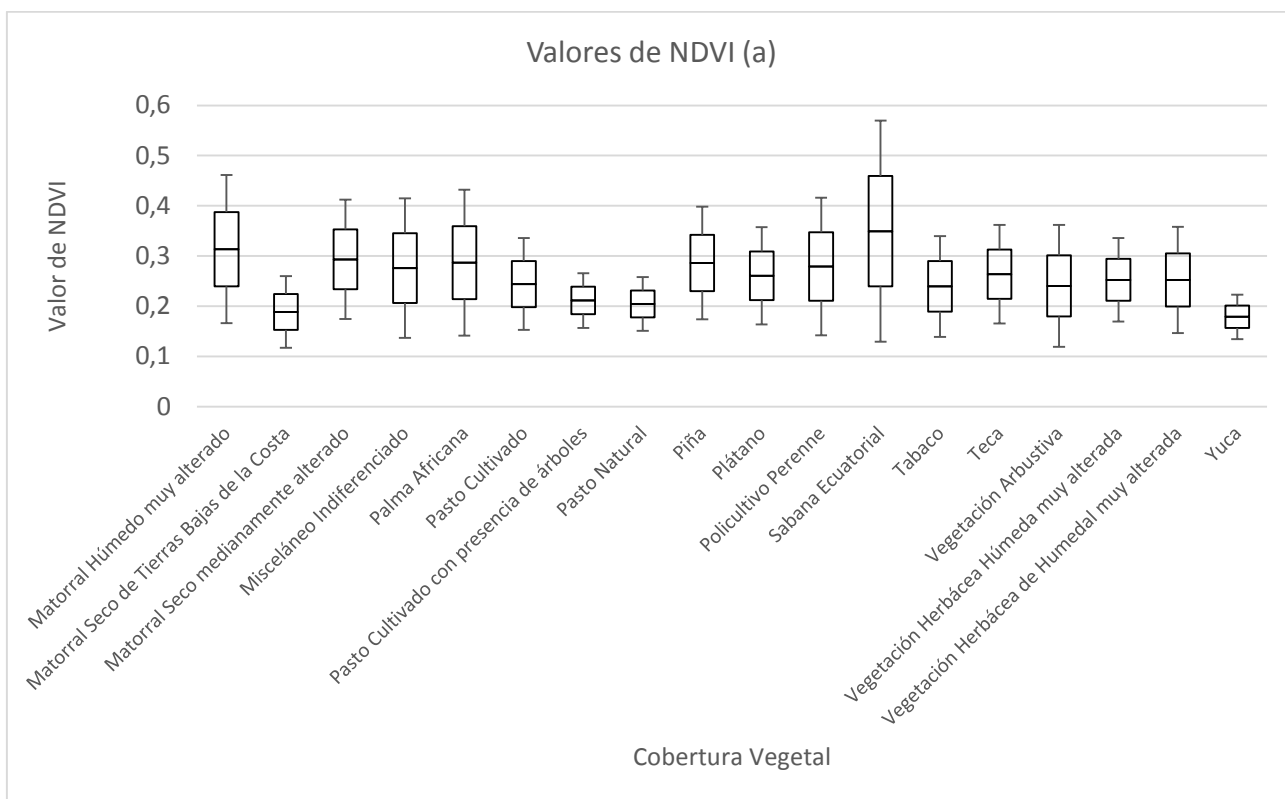


Gráfico N°4.2 a y b: Diagramas de caja generados a partir de los valores de NDVI obtenidos para cada cobertura. Fuente: Autor, 2015

En el Anexo 1 se presenta la información completa.

4.4.3. Obtención del Índice de Área Foliar

A partir de los valores de NDVI obtenidos para cada cobertura se procedió a calcular el Índice de Área Foliar, LAI por sus siglas en inglés, que es la relación presente entre el área foliar vegetativa y área de terreno en la que se extiende (Ovando et al., n.d.). El LAI es un parámetro muy utilizado en la generación de modelos de productividad en ecosistemas a escalas globales de distintas ciencias (Gaona-Gaona, 2009).

Para el cálculo del LAI para las distintas coberturas en este estudio se utilizó la ecuación propuesta por Poveda et al., 2010 (ecuación 2) y que posee un ajuste del 73% ($r^2 = 0.73$). Como base de cálculo se utilizó la información obtenida en el cálculo de NDVI y sobre la cual se aplicó la ecuación 2. Esta ecuación fue construida para superficies cubiertas por cultivos y por vegetación leñosa en la región de Albacete, España.

$$\text{LAI} = 5.7 * \text{NDVI} - 0.25 \quad (r^2 = 0.73) \quad (2) \quad \text{Poveda et al., 2010}$$

Donde:

LAI = Índice de Área Foliar

NDVI = Índice de Vegetación de Diferencia Normalizado

A partir de esto se obtuvieron los valores de LAI presentados en los gráficos N° 4.2a y N° 4.2b:

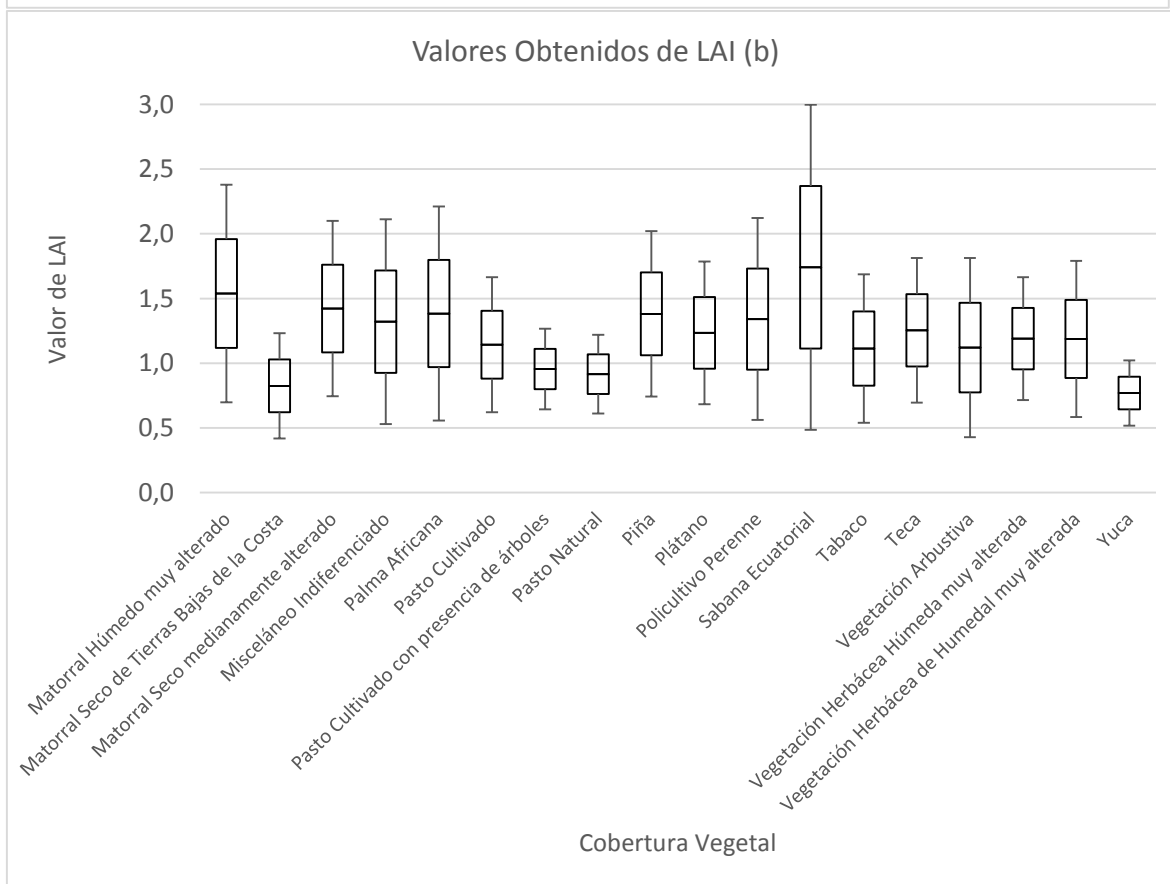
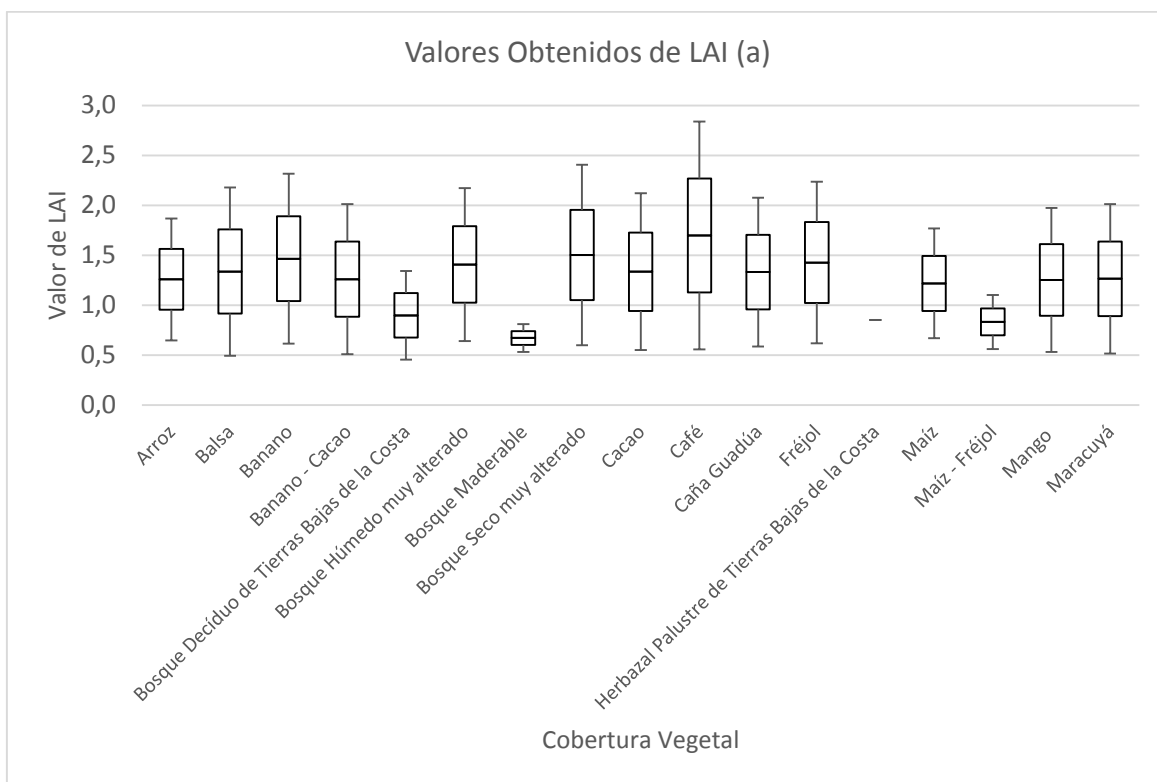


Gráfico N°4.3 a y b: Diagramas de caja generados a partir de los valores de LAI obtenidos para cada cobertura. Fuente: Autor, 2015

La información completa, se presenta en el Anexo 2.

Seguido a esto, para el cálculo de la AGB se utilizó la ecuación propuesta por Madugundu et al., 2008 (ecuación 3) ajustada con las constantes desarrolladas por Gaona-Gaona, 2009. Se utilizó esta ecuación debido a que la zona que fue utilizada para su desarrollo es la zona de las Divisiones Forestales de Haliyal y Yellapur, Ghats Occidentales, India y está caracterizada por tener entre sus coberturas a bosques de teca, bambú, bosques semi perennes y perennes, bosques decídúos y bosques secos y demás coberturas similares al área de estudio utilizada en este trabajo.

$$AGB = a * LAI - b \quad (r^2 = 0.73) \quad (3) \quad \text{Madugundu et al., 2008}$$

AGB = Biomasa sobre el nivel del suelo

LAI = Índice de Área Foliar

a = 0.3000 (Gaona-Gaona, 2009)

b = -0.0173 (Gaona-Gaona, 2009)

En este estudio se tomarán en cuenta solamente los valores de NDVI superiores a 0.1 ya que en la práctica los valores inferiores a este valor corresponden a zonas desprovistas de vegetación (Román-Colón, 2009; Tovar, 2012).

4.4.4. Análisis de Cobertura

Como información complementaria en este trabajo se utilizó la cobertura vegetal del área de estudio. Esto se realizó debido a que la cobertura vegetal nos proporciona información acerca de los tipos de cultivo presentes en el área de estudio, distribución y la superficie total que abarcan. La Figura N°4.4 muestras las diversas coberturas presentes en el área de estudio.

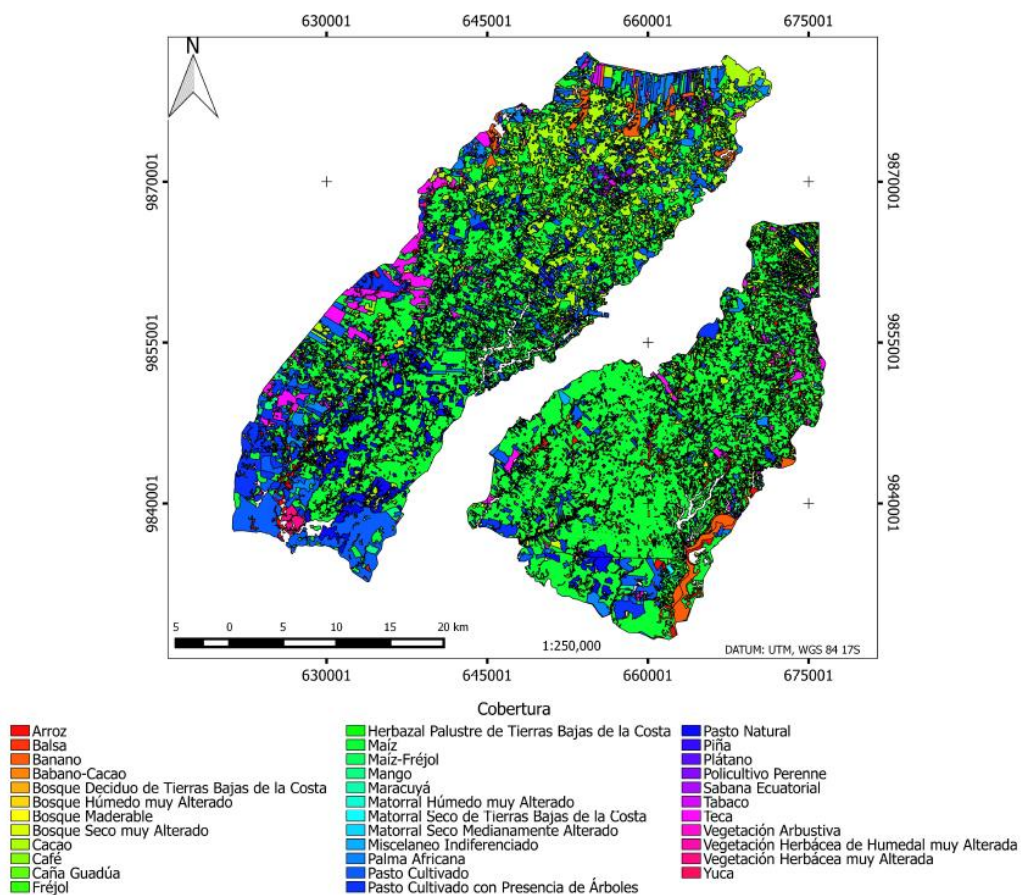


Figura N°4.4: Cobertura disponible del área de estudio. Fuente: PROMAS - Universidad de Cuenca, 2015

Esta cobertura vegetal fue obtenida mediante la utilización de diversos métodos como la ortofoto generada por el propio vuelo combinado LiDAR, ortofoto año base 2010 y la información 25k proveniente del área de estudio, en este caso esta información se modificó en base a la ortofoto generada por el vuelo combinado LiDAR (Programa para el Manejo del Agua y el Suelo - PROMAS, 2013). Esta información distingue las categorías de cobertura presentes en la Tabla N°4.2.

Tabla N°4.2: Descripción de la cobertura del área de estudio por grupos y categorías. Fuente: PROMAS - Universidad de Cuenca, 2015.

Categoría	Cobertura
Cuerpos de Agua	<p>Estero</p> <p>Tierra inundado</p> <p>Embalse</p> <p>Lago/Laguna</p> <p>Río doble</p> <p>Reservorio</p>
Terreno sin Vegetación	<p>Centro poblado</p> <p>Complejo industrial</p> <p>Complejo educacional</p> <p>Terreno urbano</p> <p>Barbecho</p>
Bosque	<p>Bosque deciduo de tierras bajas</p> <p>Bosque húmedo muy alterado</p> <p>Bosque seco muy alterado</p> <p>Bosque maderable</p>
Vegetación herbácea, pastizal y matorral	<p>Matorral húmedo muy alterado</p> <p>Matorral seco de tierras bajas</p> <p>Matorral seco medianamente alterado</p> <p>Pasto cultivado</p> <p>Pasto cultivado con presencia de árboles</p> <p>Pasto natural</p> <p>Vegetación arbustiva</p> <p>Vegetación herbácea muy alterada</p> <p>Vegetación herbácea de humedal muy alterada</p> <p>Vegetación herbácea húmeda muy alterada</p> <p>Herbazal palustre de tierras bajas de la costa</p> <p>Sabana ecuatorial</p>
Cultivos	<p>Arroz</p> <p>Banano</p> <p>Banano/Cacao</p> <p>Cacao</p> <p>Fréjol</p> <p>Maíz</p> <p>Maíz/Fréjol</p> <p>Mango</p> <p>Maracuyá</p> <p>Piña</p>

	Plátano Policultivo perenne Tabaco Yuca Café Palma africana Misceláneo Indiferenciado
Cultivos Madereros	Caña guadúa Balsa Teca

De toda esta desagregación, las coberturas pertenecientes a las categorías “Cuerpos de Agua” y “Terreno sin Vegetación” no se tomaron en cuenta en este estudio debido a que están desprovistas de material vegetal. Las categorías “Bosque”, “Vegetación herbácea, pastizal y matorral”, “Cultivos” y “Cultivos Madereros” son las categorías que se toman en cuenta en este estudio y corresponden al 99.67% del área de estudio.

A partir de esta información se generó el Gráfico N°4.3 en la cual vemos los porcentajes de las coberturas presentes en el área de estudio.

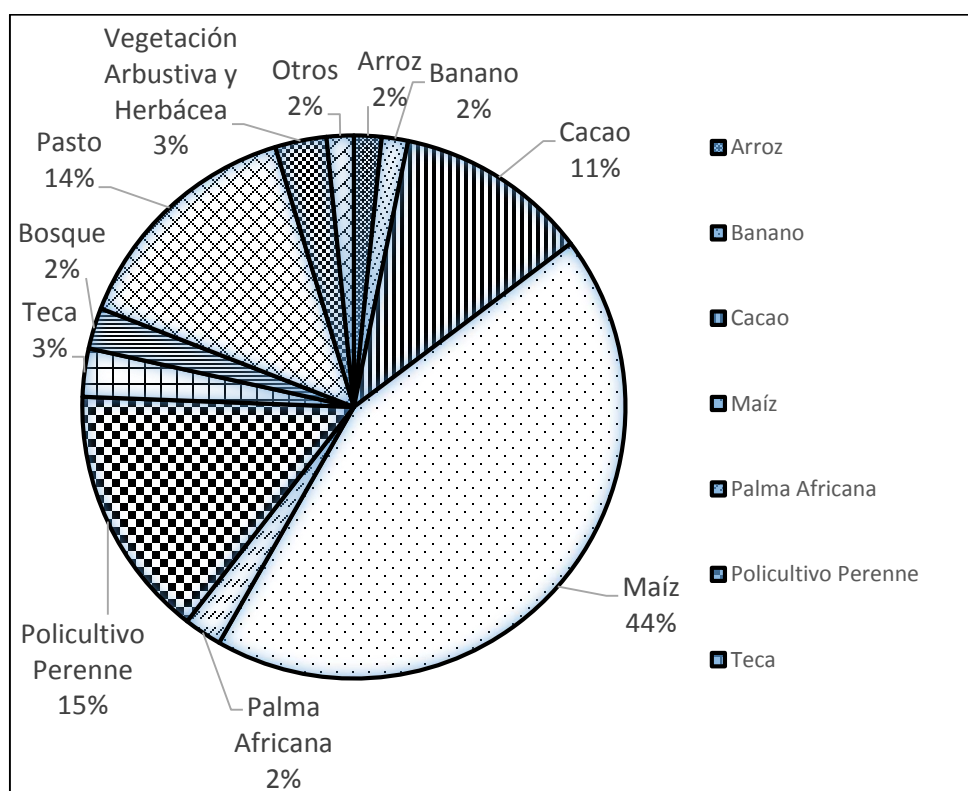


Gráfico N°4.4: Porcentajes correspondientes a las coberturas vegetales del área de estudio. Fuente: PROMAS – Universidad de Cuenca, 2015.

Nótese que para fines explicativos en este gráfico se presentan las principales coberturas vegetales del área de estudio, entre estas tenemos a Maíz (44%), Cacao (11%), Teca (3%), Palma Africana (2%), Arroz (2%) y Banano (2%). Además, el resto de coberturas, por su similitud, se han agrupado por categorías, entre ellas tenemos a: Pasto (15%), Policultivo Perenne (15%) Vegetación Arbustiva y Herbácea (3%) y Bosque (2%). Adicionalmente a esto se han agrupado en la categoría “Otros” a coberturas vegetales que sumados poseen una baja cobertura (<2%), estas coberturas son: Balsa, Banano, Banano-Cacao, Café, Caña Guadúa, Fréjol, Maíz-Fréjol, Mango, Maracuyá, Misceláneo Indiferenciado, Piña, Plátano, Sabana Ecuatorial, Tabaco y Yuca.

4.5. Estimación de Biomasa a través de Información LiDAR

En este trabajo se estimó la biomasa presente en el área de estudio en base a ecuaciones empíricas que utilizan a la altura vegetativa como variable independiente. Estas alturas se obtuvieron a partir la generación de distintos DEM utilizando como materia prima las nubes de puntos láser, trabajo realizado por personal del PROMAS. La metodología empleada para este fin conjuntamente con la estimación del potencial energético de la AGB presente en el área de estudio se resume en el Gráfico N°4.5

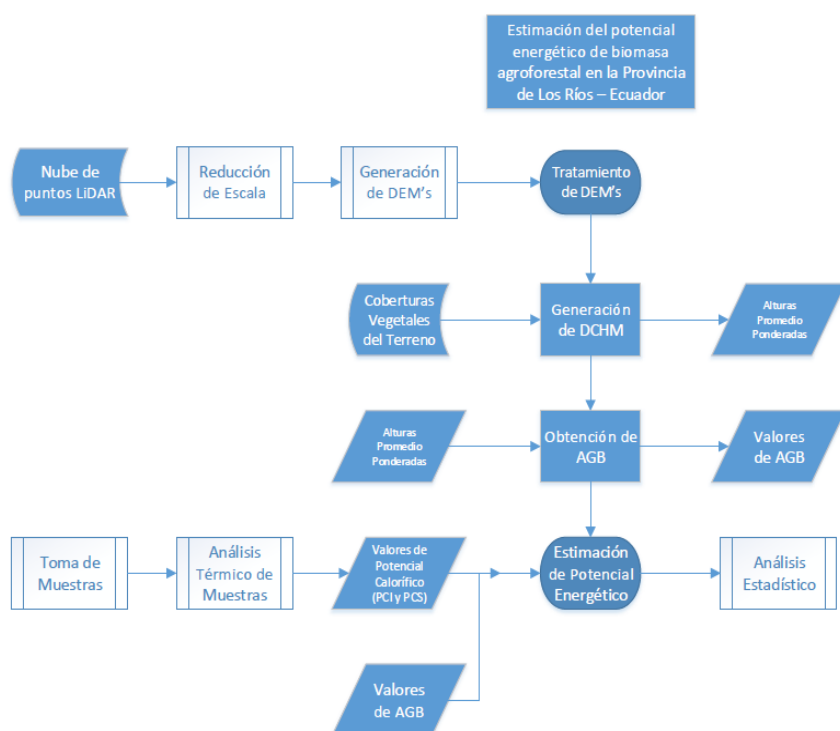


Gráfico N°4.5: Diagrama de Flujo de la metodología empleada para la obtención de AGB por medio de Índices de Vegetación. Fuente: Autor, 2015

4.5.1. Tratamiento de Información LiDAR

Se realizó un pre-tratamiento a la nube de puntos LiDAR generados en los vuelos (Takagi et al., 2015; Tao et al., 2014), este consistió en la generación de dos modelos digitales de elevación. El primero, es el Modelo Digital de Terreno (DTM). El DTM se formó con los pulsos correspondientes a la superficie del terreno, estos pulsos fueron los que tomaron más tiempo al retornar al sensor LiDAR ya que no encontraron obstáculos entre el sensor y la superficie (Takagi et al., 2015; Tao et al., 2014; Tomé Morán et al., 2013). También se construyó en Modelo Digital de Superficie de Canopy (DSM). A diferencia del DTM, el DSM se construyó a partir de los primeros pulsos que fueron receptados en el sensor LiDAR ya que fueron reflejados desde superficies naturales o artificiales antes de que lleguen a la superficie del terreno (Munt et al., 2005; Takagi et al., 2015; Tao et al., 2014)

La Figura N°4.5 corresponde al DTM del área de estudio. Este modelo muestra la superficie del terreno sin estructuras y fue construida a partir de los últimos pulsos láser que retornaron al sensor láser.

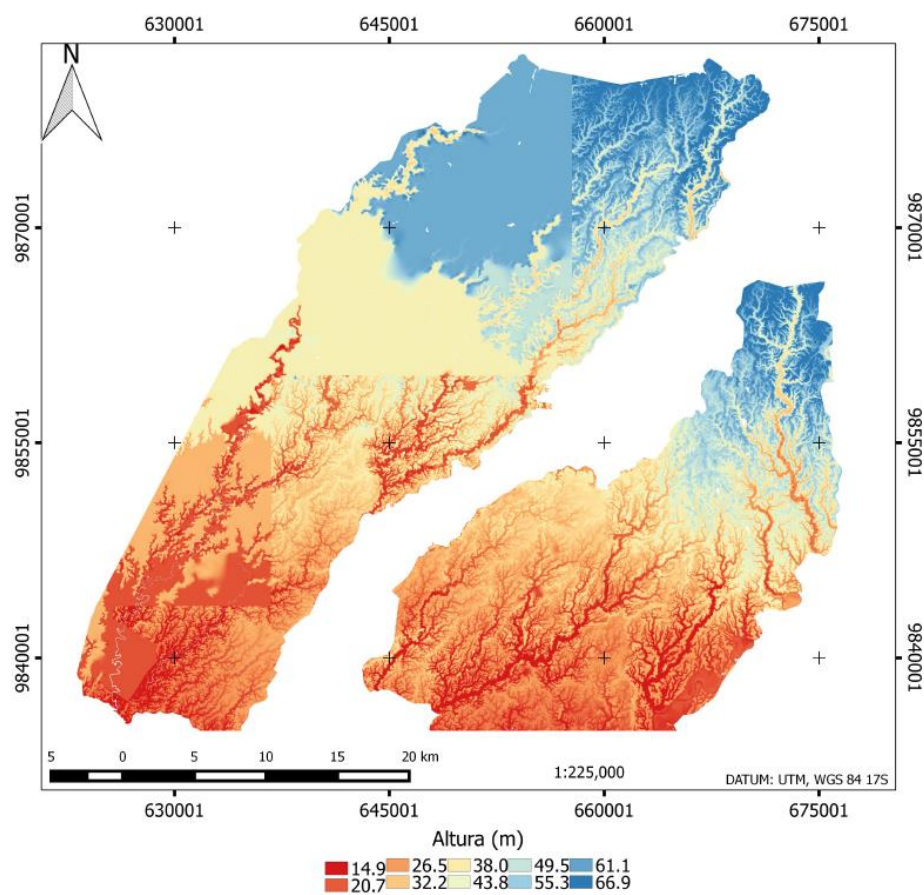


Figura N°4.5: Modelo Digital de Terreno (DTM) del Área de Estudio. Fuente: PROMAS - Universidad de Cuenca, 2015

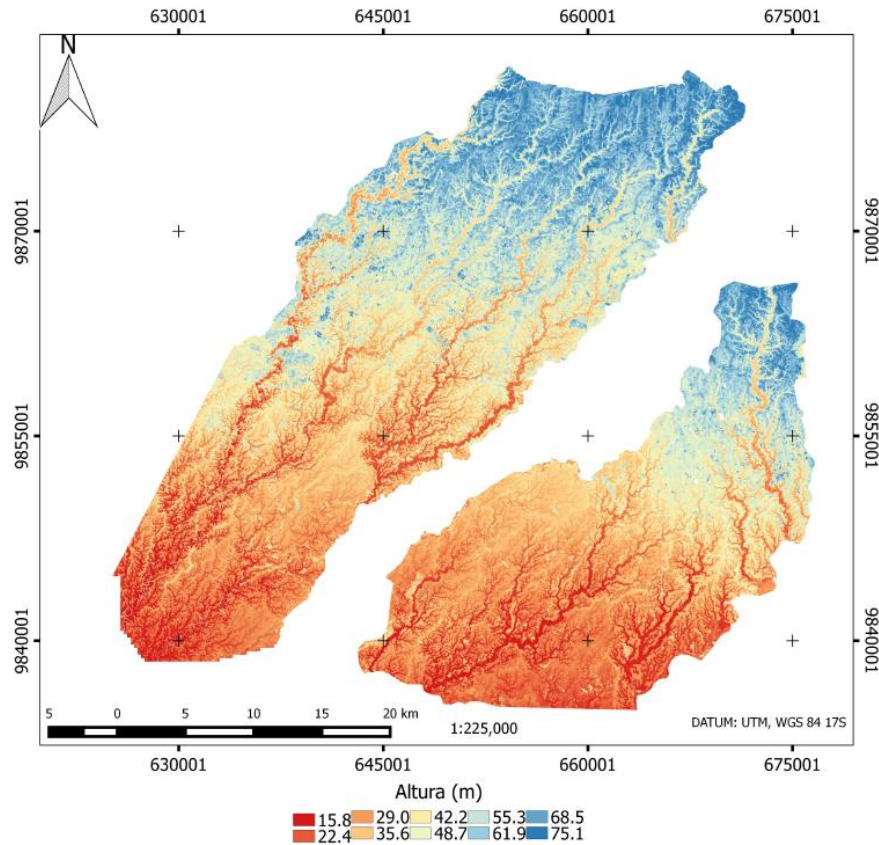


Figura N°4.6: Modelo Digital de Superficie (DSM) del Área de Estudio. Fuente: PROMAS - Universidad de Cuenca, 2015.

La Figura N°4.6 corresponde al DSM del área de estudio. Este modelo muestra las diferentes coberturas presentes en el terreno y sus estructuras y fue construida a partir de los primeros pulsos láser que retornaron al sensor láser.

A partir de estos DEM se generó un Modelo Digital de Altura de Canopy (DCHM). Para obtener estos DCHM para cada cobertura se utiliza la herramienta **RasterCalculator** de Quantum GIS 2.8.2 Wien donde se aplica la ecuación (4) (d' Oliveira et al., 2012; Takagi et al., 2015; Tao et al., 2014).

$$\text{DCHM} = \text{DSM} - \text{DTM} \quad (4)$$

Donde:

DCHM: Modelo Digital de Altura de Canopy
DSM: Modelo Digital de Superficie
DTM: Modelo Digital de Terreno

Con esta herramienta se procedió a realizar la resta entre los DSM y los DTM de cada cobertura (d' Oliveira et al., 2012; Takagi et al., 2015; Tao et al., 2014) con un

tamaño de píxel de 5m x 5m. Así se determinaron las alturas mínimas y máximas correspondientes a cada cobertura en función de sus MDE. La altura promedio ponderada de cada cobertura se calculó a partir de la obtención del valor promedio de altura de los píxeles de los DCHM de cada cobertura. Esta operación se la realizó mediante el algoritmo de QGIS **RasterLayerStatistics**.

El DCHM está formado por las alturas de canopy de los diferentes elementos que se encontraron en el terreno al momento de realizar las observaciones (Takagi et al., 2015). Esto hace que en el DCHM también se encuentren estructuras antropogénicas además de elementos carentes de vegetación como los diferentes cuerpos de agua. Para eliminar esta interferencia, el DCHM fue editado utilizando la información de cobertura del terreno proporcionada por PROMAS de la Universidad de Cuenca, eliminando así las porciones correspondientes a los elementos antropogénicos y a los cuerpos de agua. La Figura N°4.7 corresponde al DCHM generado.

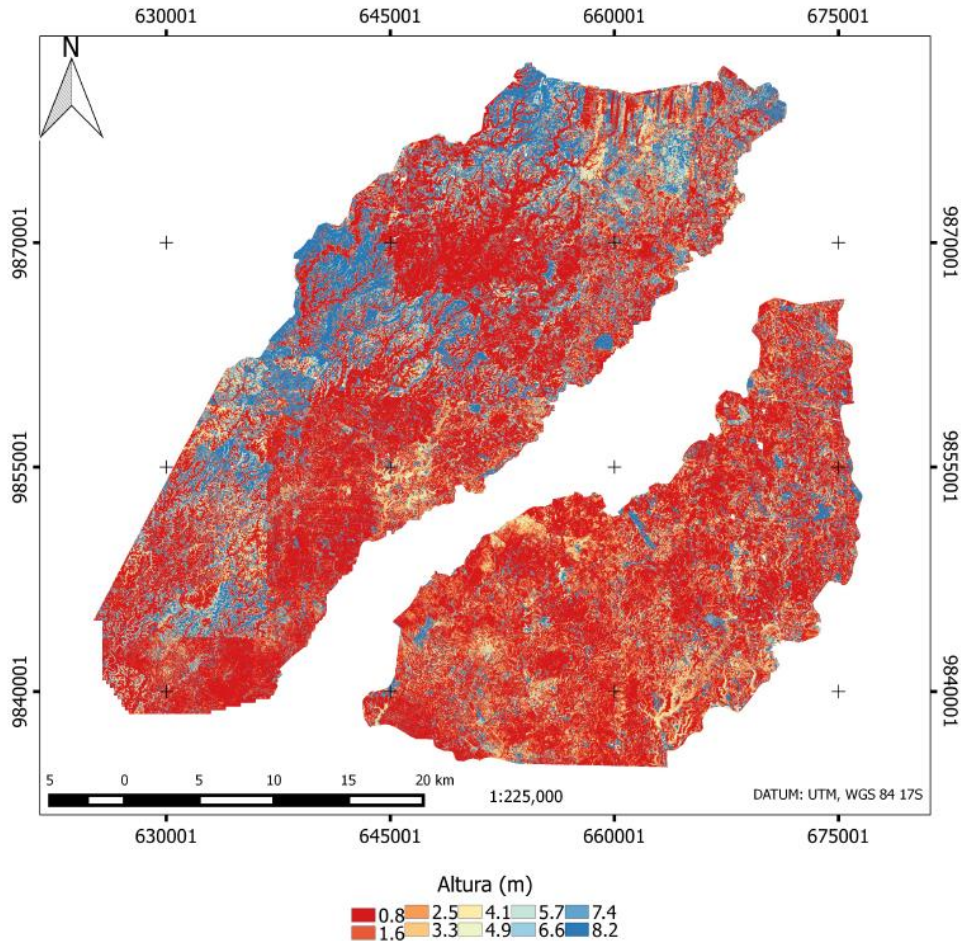


Figura N°4.7: Modelo Digital de Alturas de Canopy (DCHM) del Área de Estudio. Fuente: PROMAS - Universidad de Cuenca, 2015.

Con ayuda de la herramienta **Clipper** de QGis 2.8.2 Wien y utilizando la cobertura vegetal del terreno se obtuvieron los DTM, DSM y DCHM correspondientes a las diferentes categorías. A partir de este análisis se obtuvieron las alturas para cada categoría de vegetación.

Numerosos estudios demuestran una estrecha correlación entre la altura de la vegetación obtenida por LiDAR y la AGB (Corral et al., 2009; Ruiz & Arribas, 2005; Takagi et al., 2015; Tao et al., 2014). Con el fin de estimar la AGB por medio de información LiDAR, en este trabajo se utilizó la ecuación propuesta por d' Oliveira et al., 2012 (Ecuación 5). Este modelo de regresión fue generado a partir de estudios en el Bosque Nacional Antimary, en estado de Acre, en el oeste de Brasil. Con una correlación del 63% ($R^2 = 0.63$) y se expresa de la siguiente manera:

$$AGB = (-0.834 + 0.837 \times ElevMean)^2 \quad (5) \quad (r^2 = 0.63) \quad d' Oliveira et al., 2012 \\ + CF$$

AGB = Biomasa sobre el nivel del suelo

ElevMean = Promedio ponderado de alturas observadas a partir de DCHM

CF = 2.12 (d' Oliveira et al., 2012)

El AGB calculado corresponde a toda la estructura vegetativa, sin embargo en la realidad la biomasa disponible para fines energéticos es aquella que queda luego del proceso de cosecha por lo que se utilizó un factor basado en el índice de cosecha de diversos cereales determinadas por Kemanian, 2013. El índice de cosecha corresponde a la relación entre la biomasa cosechada y la biomasa total, expresada en tanto por uno. Se asume que el producto de la resta entre la unidad y este índice corresponde a la porción de biomasa que se desecha y por lo tanto queda disponible para fines energéticos. El índice de cosecha es 0.46, la porción recuperable corresponde a 0.54, es decir el 54% de la biomasa calculada puede aprovecharse. La biomasa total se multiplica por este factor, el valor resultante corresponde a la biomasa disponible para fines energéticos. Esta particularidad se la aplica únicamente a las coberturas con regímenes de cosecha. Para las coberturas que no poseen regímenes de cosecha se asume que la biomasa estimada corresponde a la biomasa aprovechable. Se utilizaron valores de índice de cosecha de Uruguay debido a que no existe información disponible de esta naturaleza para Ecuador.

4.6. Cálculo de la energía disponible en el territorio

A partir de la información obtenida del cálculo de la biomasa disponible, se procedió a calcular la cantidad de energía disponible en el terreno. Para esto, en este estudio se utilizaron muestras tomadas en el área de estudio mediante el muestreo del

mismo. El área escogida para la toma de muestras se ubica en la provincia de Santo Domingo de los Tsáchilas. Se escogió esta área debido a la falta de acceso al área de estudio, sin embargo se puede considerar análoga al área de estudio. Para comprobar esto, se realizó un análisis de correlación de valores de NDVI de Teca presente en el área de estudio y la zona de toma de muestras. Esta correlación alcanza el 93.3%. En este análisis se tomó en cuenta la teca debido a su alta representatividad en extensión en ambos territorios, además de que se trata de un cultivo forestal, que se desarrolla bajo condiciones climáticas propias de la región costanera. La reseña fotográfica de la toma de muestras se expone en el Anexo N°3. Una vez obtenidas se procedió a su secado y posterior análisis en calorímetro basado en los protocolos y normas DIN 51900-1 (2000-2004). El equipo utilizado fue el IKA Calorimeter system C200 proporcionado por el Laboratorio de Termodinámica y Físico-Química de la Facultad de Ciencias Químicas de la Universidad de Cuenca. La Figura N°4.8 muestra el equipo utilizado. El proceso de análisis térmico se resume en el Gráfico N°4.6

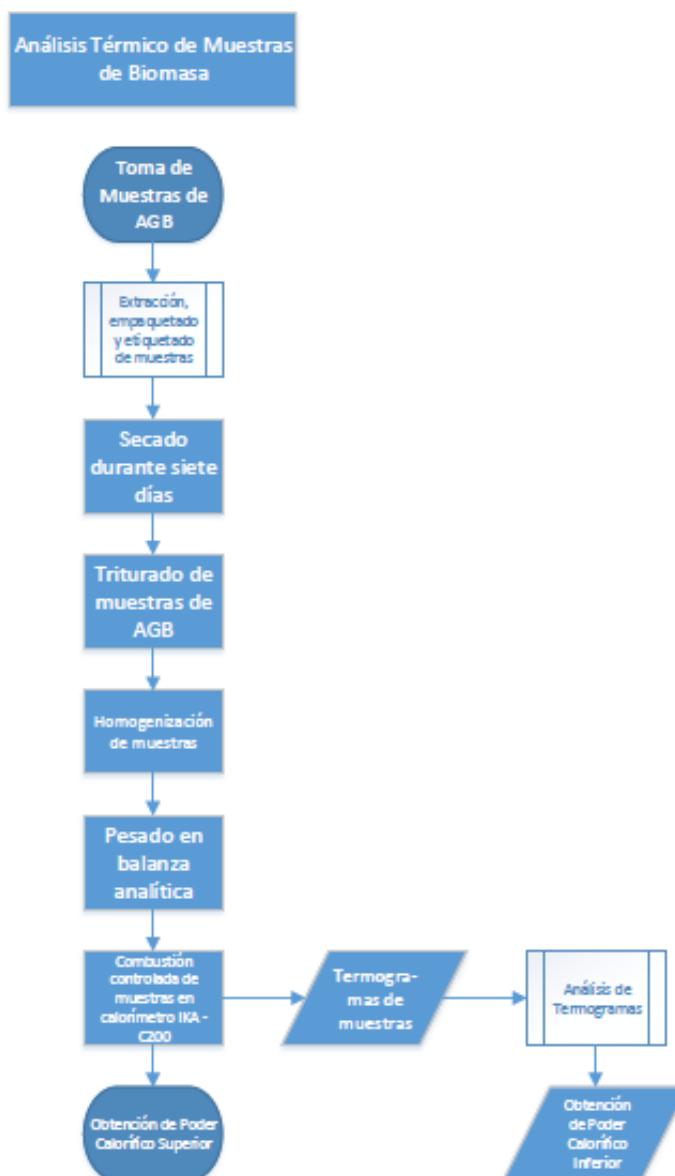


Gráfico N°4.6: Diagrama de Flujo de análisis térmico de muestras obtenidas en campo. Fuente: Autor, 2015



Figura N°4.8: Equipo IKA Calorimeter system C200

Esta técnica es utilizada debido a practicidad ya que requiere de una cantidad muy baja de muestra, es más rápida que la técnica basada en el análisis elemental de la muestra y sus resultados son muy confiables.

Antes de realizar el análisis calorimétrico, las muestras fueron pesadas en una balanza analítica. Esta balanza de marca Sartorius expone sus resultados en el orden de miligramos. En el pesaje de las muestras se utilizó un crisol IKA como recipiente contenedor de las mismas. En la Figura N°4.9 se ve el pesaje de una de las muestras.



Figura N°4.9: Pesaje de muestra

Una vez ingresado en el equipo calorimétrico se precede a su combustión controlada. Esta combustión se divide en cinco acciones: ecualización, ensayo previo, ensayo principal, ensayo posterior y resultado. Todo este ciclo tiene una duración entre 13 y 15 minutos. En la Figura N°4.10 se observa una de estas acciones, precisamente la ecualización.



Figura N°4.10: Desarrollo de análisis calorimétrico, fase de ecualización.

Luego de mostrar el resultado de poder calorífico de la muestra se procede a retirar los residuos de la misma, estos residuos están compuestos principalmente de hollín. En la Figura N°4.11 se muestra un ejemplo de los residuos generalmente obtenidos.



Figura N°4.11 Residuos de combustión

En este estudio se utilizaron tanto valores de poder calorífico superior como valores de poder calorífico inferior debido a que se busca obtener un rango de valores de energía que muestre el potencial energético mínimo y máximo a partir de biomasa agroforestal del área de estudio. Este equipo muestra el poder calorífico superior de

las muestras analizadas (PCS) (IKA, 2013), el poder calorífico inferior (PCI) fue calculado a partir de los termogramas generados para cada muestra. En el Anexo N°4 se expone la reseña fotográfica de este procedimiento y en el Anexo N°5 se muestran los termogramas de las muestras tomadas. Del área de estudio se obtuvieron muestras de las coberturas más significativas tomando en cuenta su extensión en el área de estudio ya que por el número de coberturas la extracción de muestras de todas las coberturas se dificulta. Igualmente se tomaron las muestras en función de que sean aprovechables, de este modo se dejaron de lado coberturas como bosques, pasto, excepto del pasto cultivado, entre otras. Las coberturas tomadas cuenta de esta manera son: arroz, cacao, maíz, maracuyá, matorral húmedo muy alterado, misceláneo indiferenciado, pasto cultivado, piña, policultivo perenne, teca y yuca.

Seguido a esto se procedió a obtener el poder calorífico de las coberturas en unidades de energía por unidad de área. Para esta finalidad se aplicó la siguiente ecuación:

$$C = c * m \quad (6) \quad (\text{FAO, 2001})$$

Donde:

C = Energía en MJ/ha

c = Poder Calorífico específico de cada cobertura vegetal en MJ/Mg

m = Biomasa disponible en el terreno en Mg/ha

Así mismo para la estimación energética se tomó en cuenta la representatividad de las coberturas muestreadas. De esta manera la energía disponible en el área de estudio fue estimada para coberturas pertenecientes a arroz, banano, cacao, maíz, policultivo perenne y teca. En el caso del pasto cultivado y del matorral húmedo muy alterado sus valores energéticos fueron extrapolados a otras coberturas con características muy similares agrupadas en las categorías pasto y vegetación arbustiva y herbácea para estimar la energía presente en estas coberturas. Por su extensión las coberturas pertenecientes a maracuyá, misceláneo indiferenciado, piña y yuca pertenecen a la categoría otros. Para extrapolar sus resultados al resto de coberturas pertenecientes a esta categoría se tomó en cuenta las muestras con menor y mayor potencial calorífico.

Sin embargo, esta información nos muestra el poder calorífico presente en una unidad de área (en este caso en una hectárea) por lo que hay que realizar una sencilla multiplicación entre esta variable y el área que ocupa cada cobertura para

estimar la energía total de cada categoría de cobertura vegetal presente en el área de estudio.

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En este capítulo se presentan los resultados del presente estudio, los cuales incluyen los resultados de la estimación de biomasa en el apartado 5.1., en el 5.2. se analiza que tecnología es la más apropiada para este caso teniendo en cuenta las características del área de estudio y de las tecnologías aplicadas en ella. Finalmente en el apartado 5.3. se presentan los resultados de la estimación de la energía que podría recuperarse del área de estudio.

5.1. Estimación de Biomasa

Los dos métodos presentados en los capítulos 4.4. y 4.5., fueron empleados para la estimación de AGB en el área de estudio. Sin embargo, los mismos poseen diferentes génesis y fundamentos teóricos por lo que los resultados obtenidos varían según el método utilizado.

5.1.1. Estimación de Biomasa a partir de Índices de Vegetación

Mediante el uso de este método, se determinaron rangos de AGB basados en su relación con los índices de vegetación NDVI y LAI. Estos rangos se calcularon utilizando como unidad de medida (Mg/ha). Los resultados se muestran en los diagramas de caja presentados en el Gráfico 5.1a y 5.1b. Información adicional se presenta en el Anexo 6. A pesar de que los valores de NDVI se analizan en función de las coberturas dadas, en las mismas existen diferencias que hacen que el valor no sea el mismo para toda la cobertura sino que se presente en un rango con máximos y mínimos.

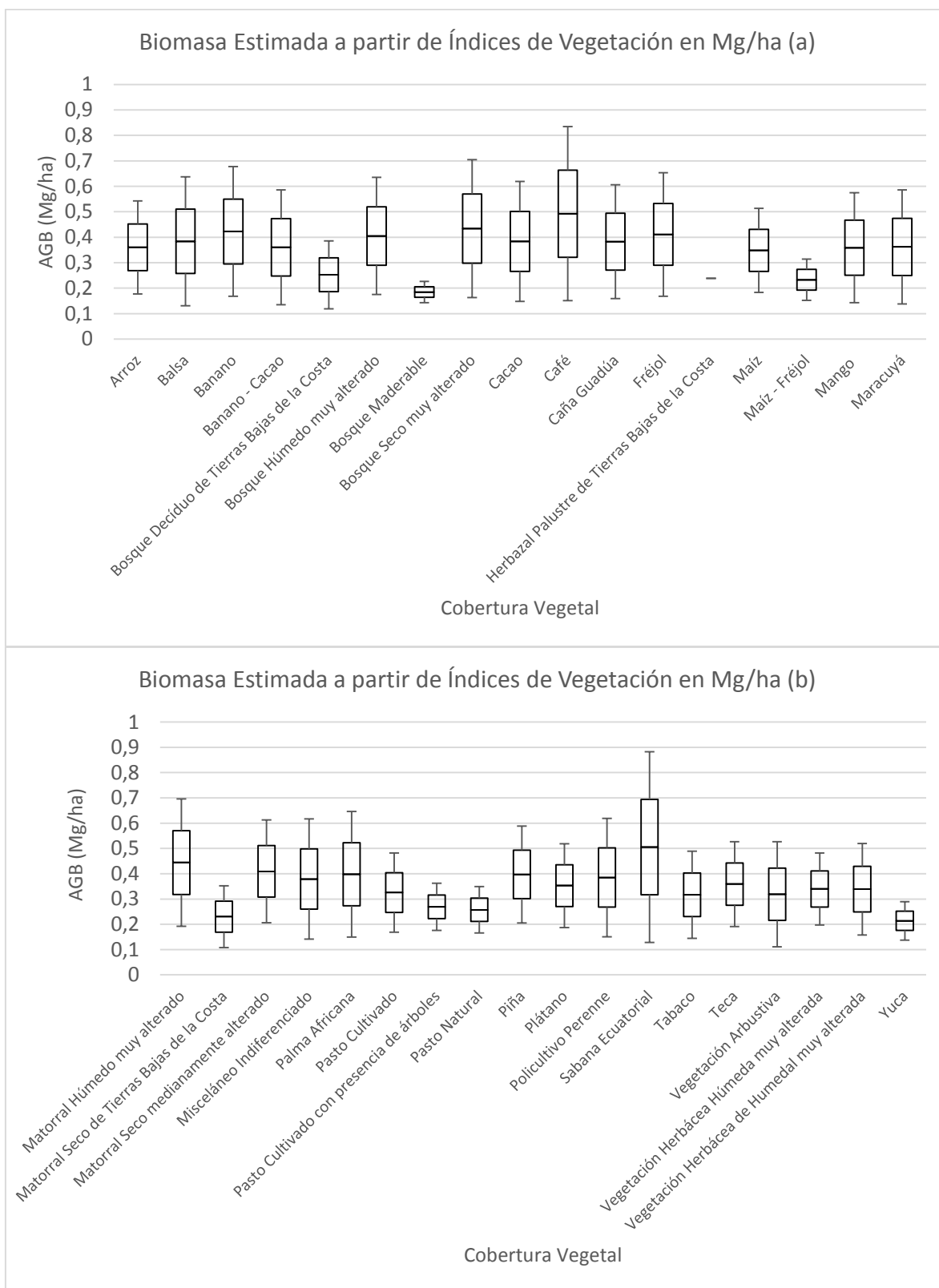


Gráfico N°5.1 a y b: Diagramas de caja generados a partir de los valores de AGB en Mg/Ha obtenidos para cada cobertura mediante Índices de Vegetación. Fuente: Autor, 2015

La cobertura perteneciente a Sabana Ecuatorial posee la mayor cantidad de AGB por hectárea con 0.505 Mg/ha en promedio. En cambio el Bosque Maderable, con 0.185 Mg/ha en promedio, corresponde a la cobertura con menor AGB. La cobertura con menor variación entre su AGB mayor y menor es la correspondiente a Herbazal Palustre de Tierras Bajas de la Costa, esto se produce debido a que esta cobertura presentó el mismo valor de NDVI en todo su territorio. Como se puede observar en los diagramas de caja, existen coberturas con alta variabilidad entre sus valores de NDVI y otras con muy poca variabilidad. Esto se puede explicar si se tiene en cuenta la estructura de las diversas coberturas y que el NDVI es un índice de vegetación sobre el cual la superficie del terreno puede tener influencia. En el primer caso, si se analizan las coberturas que poseen menor variabilidad son coberturas caracterizadas por la homogeneidad de su estructura, las coberturas que poseen mayor variabilidad generalmente son coberturas más heterogéneas. En el segundo caso las coberturas con mayor variabilidad poseen generalmente mayores áreas con vegetación más dispersa lo que aumenta la influencia de la superficie del suelo perteneciente a estas coberturas al momento de calcular NDVI.

Con estos resultados se generó la imagen que se muestra en la Figura No 5.1 en donde se aprecia la distribución en la zona del proyecto de los diferentes valores de AGB promedio en Mg/ha.

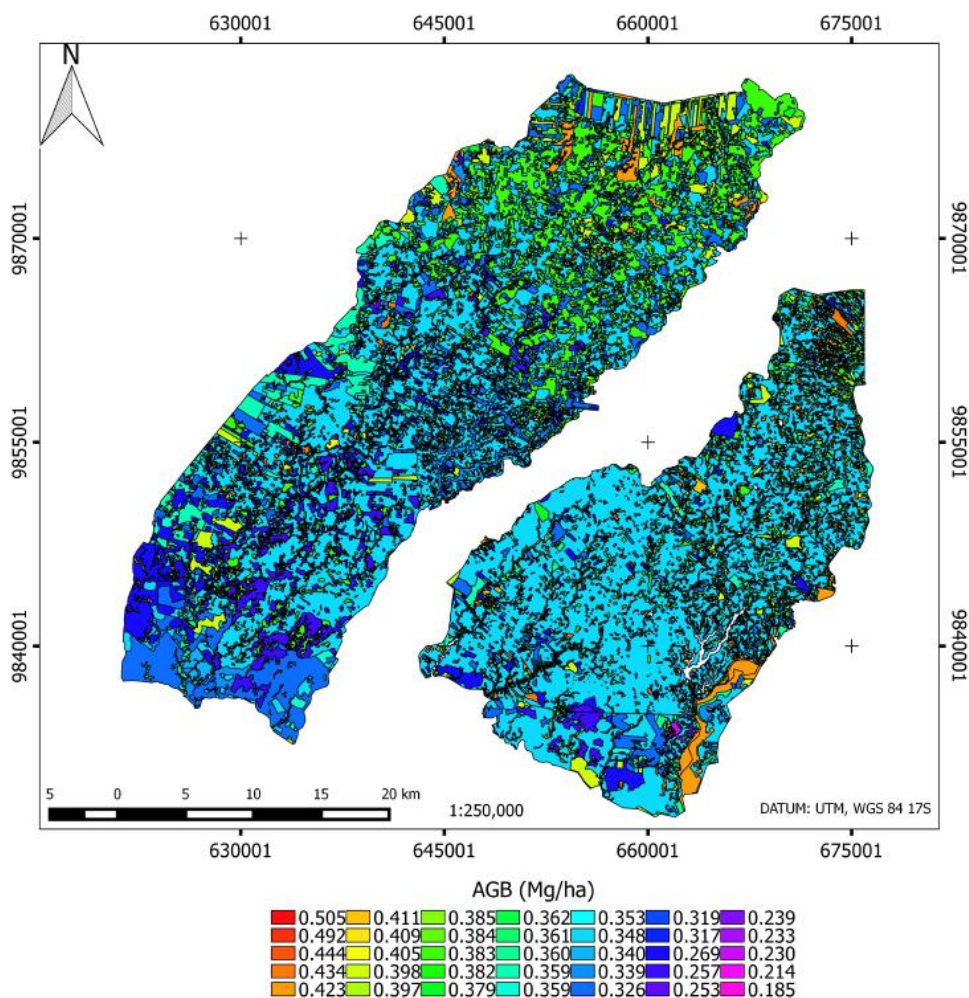


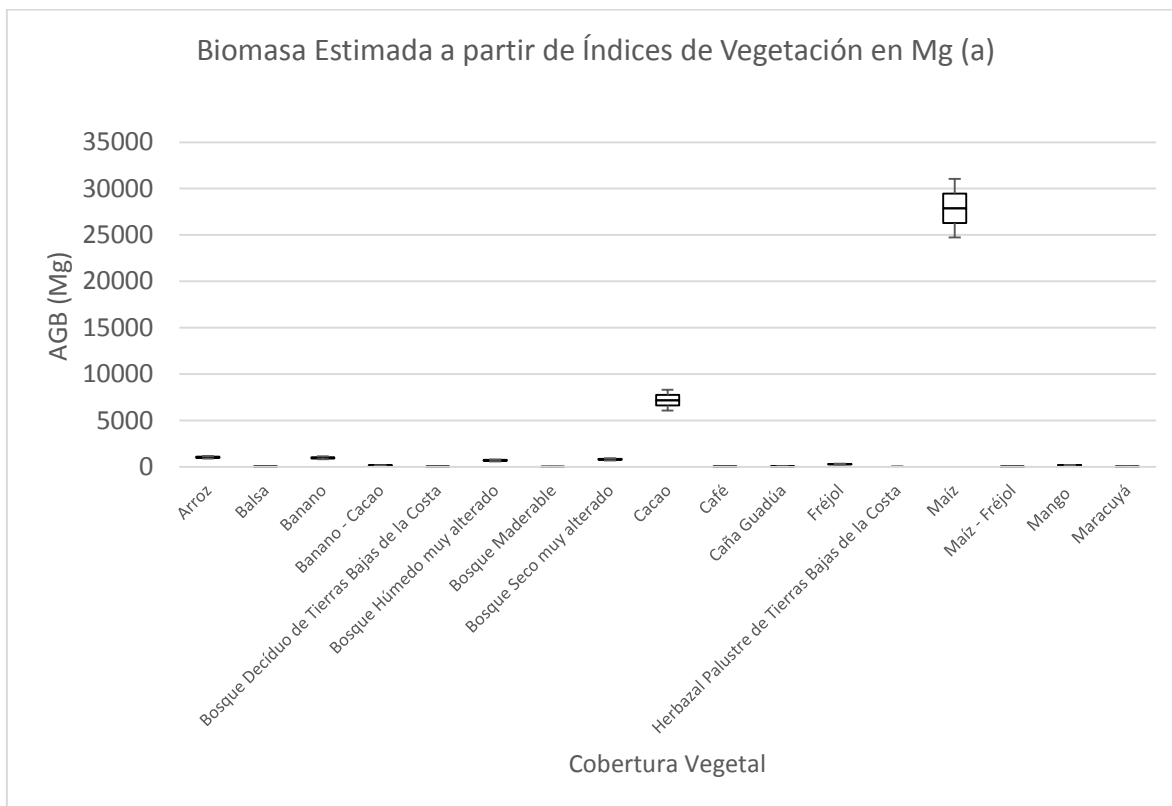
Figura N°5.1: Distribución en el área de estudio de la AGB promedio estimada mediante índices de Vegetación en Mg/ha. Fuente: PROMAS – Universidad de Cuenca, 2015

Los colores más cercanos al rojo corresponden a las zonas con mayor AGB en promedio mientras que las más violetas corresponden a las que poseen menor AGB promedio.

Como se vio en la revisión de literatura correspondiente al Capítulo 3, Marco Teórico y Estado del Arte, hay que tener en cuenta que los diferentes índices de vegetación responden a la variación estacional que se presenta en el área de estudio (Tovar, 2012).

A partir de esta información y el área de las diferentes coberturas se obtuvieron los valores de AGB en Mg. Al estar basados en un rango de valores de NDVI y LAI, estos valores suponen un rango de AGB por lo que existen valores máximos y valores mínimos de AGB para la misma cobertura de las cuales tomamos los valores promedio para la construcción de imágenes. Esta información representa toda la biomasa estimada por medio de índices de vegetación. Los resultados se muestran

en los diagramas de caja mostrados en el Gráfico N°5.2a y N°5.2b. Para observar los resultados completos ver Anexo 7.



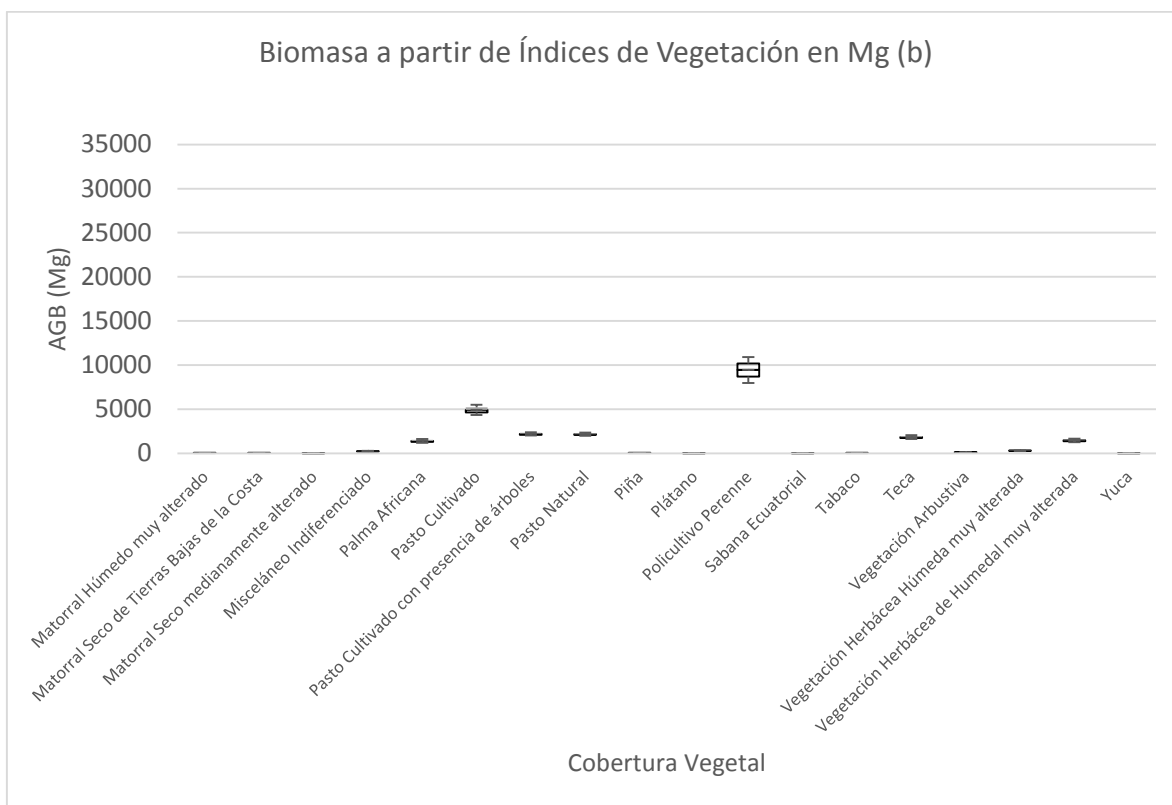


Gráfico N°5.2 a y b: Diagramas de caja generados a partir de los valores de AGB total en Mg obtenidos para cada cobertura mediante Índices de Vegetación. Fuente: Autor, 2015

Al igual que en el caso de la AGB promedio estimada en Mg/ha, estos resultados fueron la base para la elaboración de la Figura N°5.2 en la que se aprecia la distribución de los diferentes valores de AGB promedio en Mg en el área de estudio.

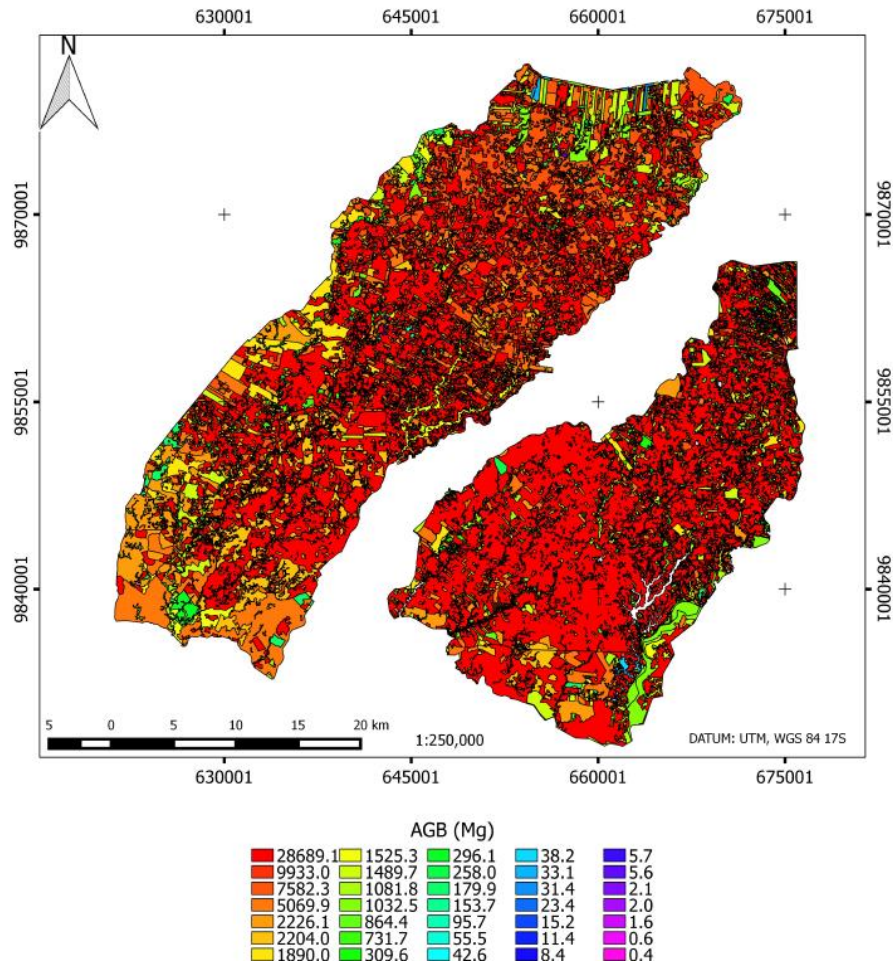


Figura N°5.2: Distribución en el área de estudio de la AGB promedio estimada mediante índices de vegetación en Mg. Fuente y elaboración: Autor, 2015

La cobertura con mayor AGB corresponde al Maíz con 28,689.1 Mg. Esto se da debido a su gran porcentaje de cobertura, que llega al 44% del total del área de estudio. Por otro lado tenemos al Bosque Maderable con 0.4 Mg como la cobertura con menor AGB total. Este resultado coincide con el anterior resultado que ubica esta cobertura como la menor cobertura en términos de Mg/ha.

Los resultados se resumen en la tabla N°5.1:

Tabla N°5.1: AGB total promedio disponible en el área de estudio estimada por índices de vegetación. Fuente: Autor, 2015

Categoría	Biomasa Promedio (%)	Biomasa Promedio (Mg)
Maíz	42.91	28,160.78
Policultivo Perenne	16.08	10,549.76
Pasto*	12.52	8,217.77
Cacao	12.23	8,027.94
Vegetación Arbustiva y Herbácea*	2.89	1,895.22
Teca	2.9	1,900.36
Bosque*	2.79	1,830.29
Palma Africana	2.47	1,624.1
Arroz	1.66	1,090.61
Otros**	1.75	1,145.79
Banano	1.8	1,180.7
Total	100	65,623.3

* Categorías agrupadas debido a su similitud estructural y similitud vegetativa entre sí.

** Otros incluye: Balsa, Banano-Cacao, Café, Caña Guadúa, Fréjol, Maíz-Fréjol, Mango, Maracuyá, Misceláneo Indiferenciado, Piña, Plátano, Sabana Ecuatorial, Tabaco y Yuca.

De la misma manera se estimó la AGB aprovechable, esto es, la AGB que se puede utilizar con fines energéticos. De esta manera se excluye de esta cuantificación la biomasa correspondiente a los bosques (menos los bosques maderables), misceláneo indiferenciado, pasto, vegetación arbustiva y herbácea y sabana ecuatorial. Los resultados se resumen en la Tabla N°5.2:

Tabla N°5.2: AGB aprovechable promedio disponible en el área de estudio estimada por índices de vegetación. Fuente: Autor, 2015

Categoría	Biomasa Promedio (%)	Biomasa Promedio (Mg)
Maíz	48.45	28,160.78
Policultivo Perenne	18.15	10,549.76
Cacao	13.81	8,027.94
Pasto Cultivado	8.12	4,719.7
Teca	3.27	1,900.36
Palma Africana	2.79	1,624.1
Banano	2.03	1,180.7
Arroz	1.88	1,090.61
Otros*	1.5	869.97
Total	100	58,123.91

* **Otros incluye:** Balsa, Banano-Cacao, Bosque Maderable, Café, Caña Guadúa, Fréjol, Maíz-Fréjol, Mango, Maracuyá, Piña, Plátano, Tabaco y Yuca.

Se puede notar que el maíz representa el 48.45% de la biomasa total aprovechable en el área de estudio lo que se traduce en un estimado de 28,160.78 Mg en el área de estudio.

5.1.2. Estimación de Biomasa a partir de LiDAR

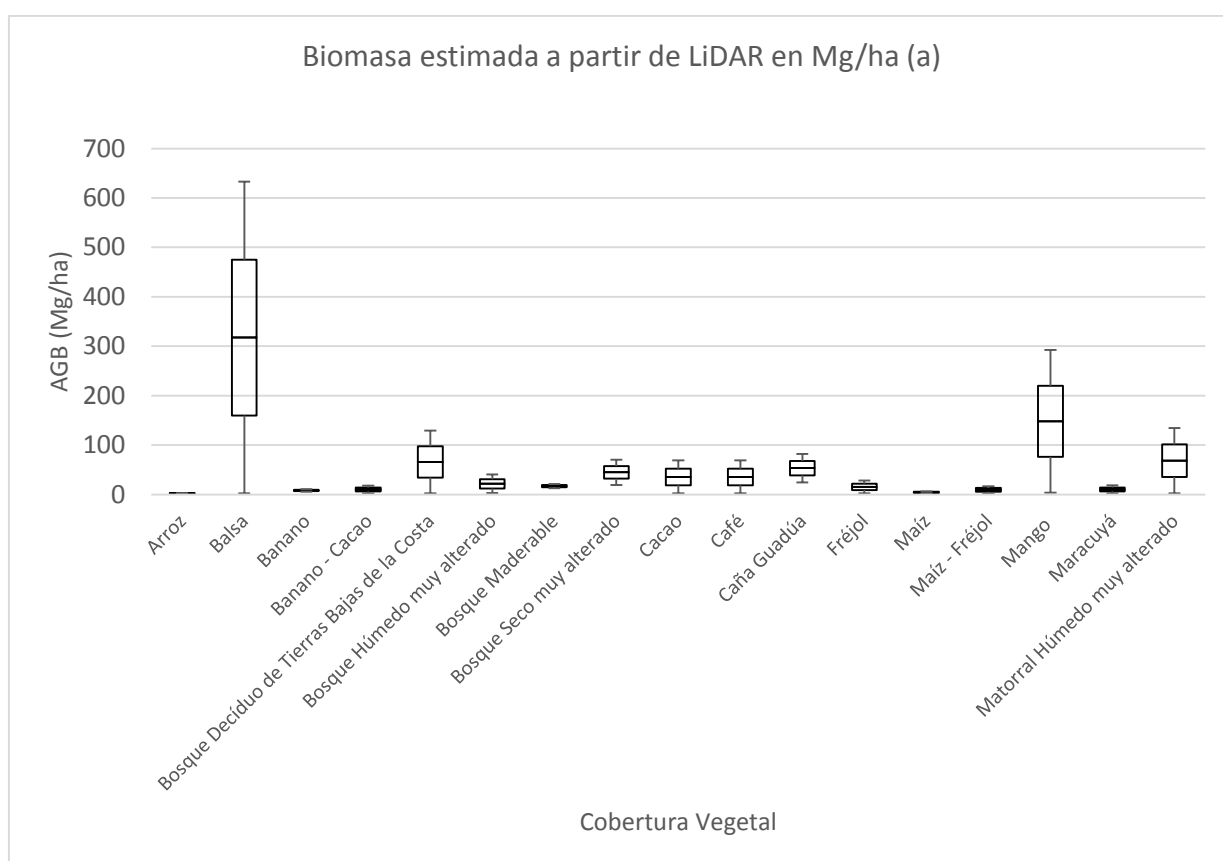
Por este método se determinaron los rangos de AGB en función de la relación que ésta posee con la altura de la vegetación observada en los DCHM generados para cada cobertura. Los resultados se presentan en la Tabla N°5.3

Tabla N°5.3: Alturas mínimas, máximas y promedios de las coberturas vegetales obtenidas a partir del DCHM del área de estudio. Fuente: Autor, 2015.

CATEGORÍA	ALTURA MÍNIMA	ALTURA MÁXIMA	ALTURA PROMEDIO PONDERADA
Arroz	0.18	0.79	0.36
Balsa	1.00	31.00	13.06
Banano	3.29	4.46	4.07
Banano – Cacao	1.21	5.77	2.59
Bosque Decídúo de Tierras Bajas de la Costa	1.78	14.48	3.60
Bosque Húmedo muy alterado	0.04	8.38	7.40
Bosque Maderable	4.85	6.24	6.04
Bosque Seco muy alterado	5.93	10.88	10.38
Cacao	0.79	10.78	4.69
Café	0.76	10.77	5.11
Caña Guadúa	6.65	11.69	9.94
Fréjol	1.08	7.08	1.11
Maíz	0.47	3.51	1.02
Maíz – Fréjol	1.53	5.61	1.89
Mango	2.56	21.35	5.12
Maracuyá	1.26	5.82	3.13
Matorral Húmedo muy alterado	0.58	14.75	6.27
Matorral Seco de Tierras Bajas de la Costa	12.14	25.13	14.14
Matorral Seco medianamente alterado	3.86	6.94	4.91
Misceláneo Indiferenciado	1.16	12.98	2.80
Palma Africana	0.90	11.28	4.42
Pasto Cultivado	0.79	5.13	1.43
Pasto Cultivado con presencia de árboles	1.92	3.81	3.00
Pasto Natural	0.61	1.57	1.36
Piña	0.02	0.33	0.27
Plátano	0.30	5.50	3.98
Policultivo Perenne	3.04	11.71	5.21
Sabana Ecuatorial	0.08	10.23	5.34
Tabaco	0.88	12.74	8.04
Teca	5.61	14.55	10.42

Vegetación Arbustiva	3.91	15.19	5.49
Vegetación Herbácea Húmeda muy alterada	0.62	6.10	3.75
Vegetación Herbácea de Humedal muy alterada	1.41	3.09	1.97
Yuca	0.07	0.62	0.61

Estos rangos se calcularon utilizando al Mg/ha como unidad de medida. Los resultados se muestran en los diagramas de caja presentados en los gráficos N°5.3a y N°5.3b. Hay que tener en cuenta que para la cobertura de herbazal palustre de tierras bajas de la Costa no se dispone de información debido a que los vuelos LiDAR no cubrieron el territorio perteneciente a esta cobertura. Para observar la información completa ver Anexo 8.



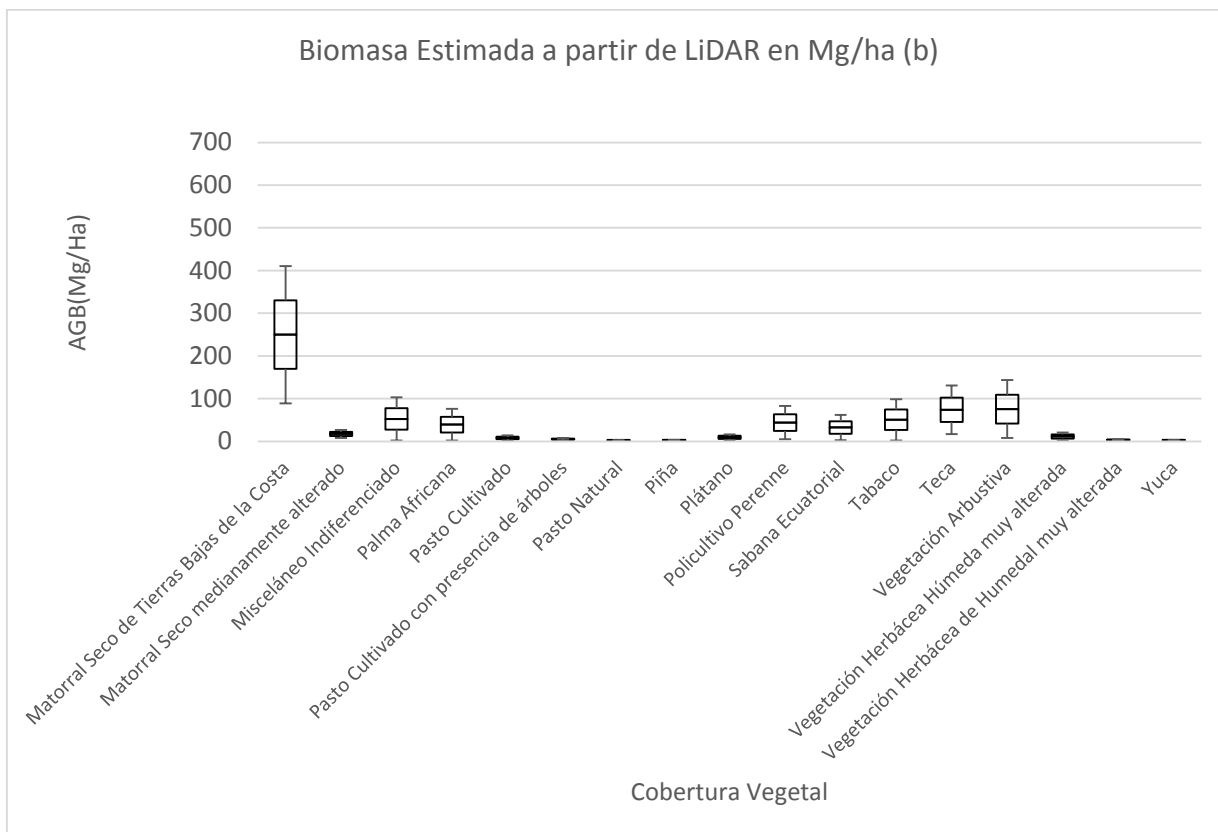


Gráfico N°5.3 a y b: Diagramas de caja generados a partir de los valores de AGB total en Mg/ha obtenidos para cada cobertura mediante información LiDAR. Fuente: Autor, 2015

A partir de esto podemos determinar que la cobertura perteneciente a la del matorral seco de tierras bajas de la costa con 123.18Mg/ha en promedio es la cobertura con mayor AGB. Por otro lado tenemos al fréjol que con 2.13 Mg/ha en promedio es la cobertura con menor AGB en el área de estudio. En este caso la variabilidad de AGB presente en algunas de las coberturas se debe a que son superficies más heterogéneas, con menor densidad de elementos vegetativos en su superficie.

Con esta información obtenida se procedió a la generación de la Figura N°5.3 que muestra la distribución en el área de estudio de la AGB promedio estimada a partir de datos LiDAR en Mg/ha.

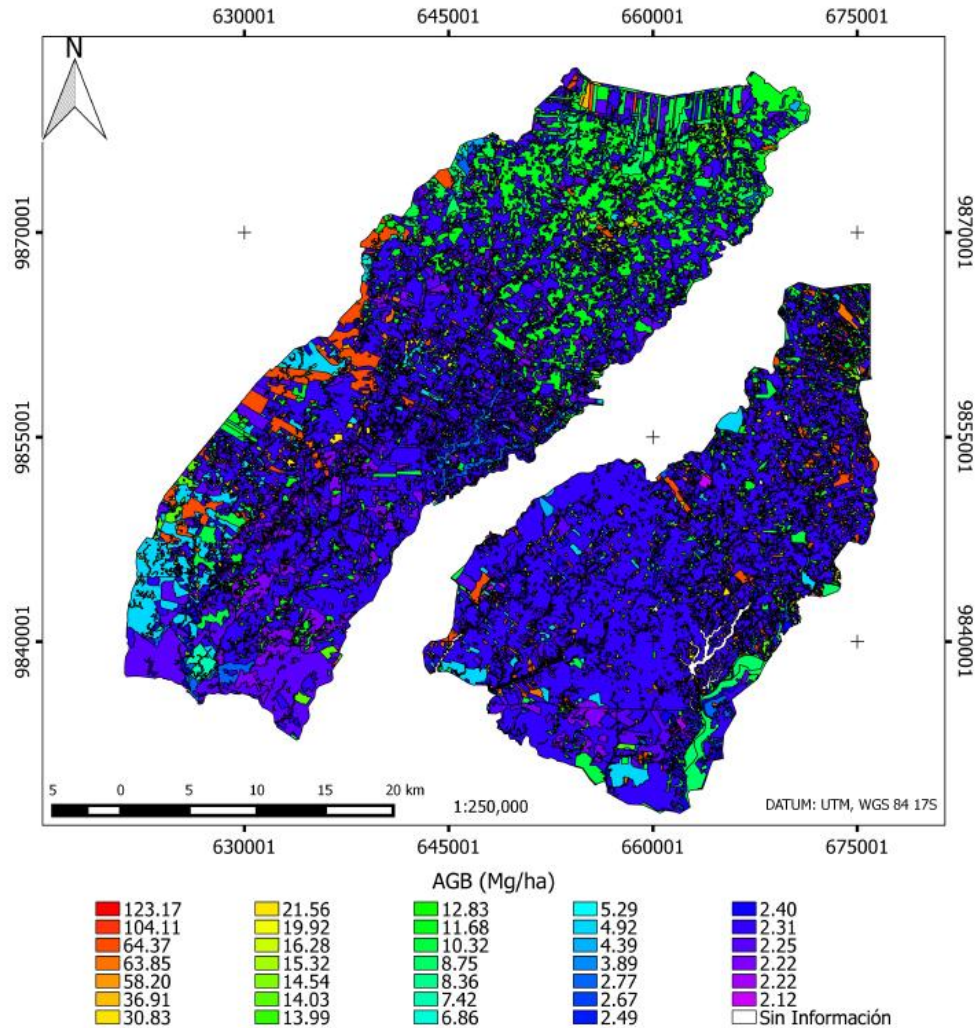
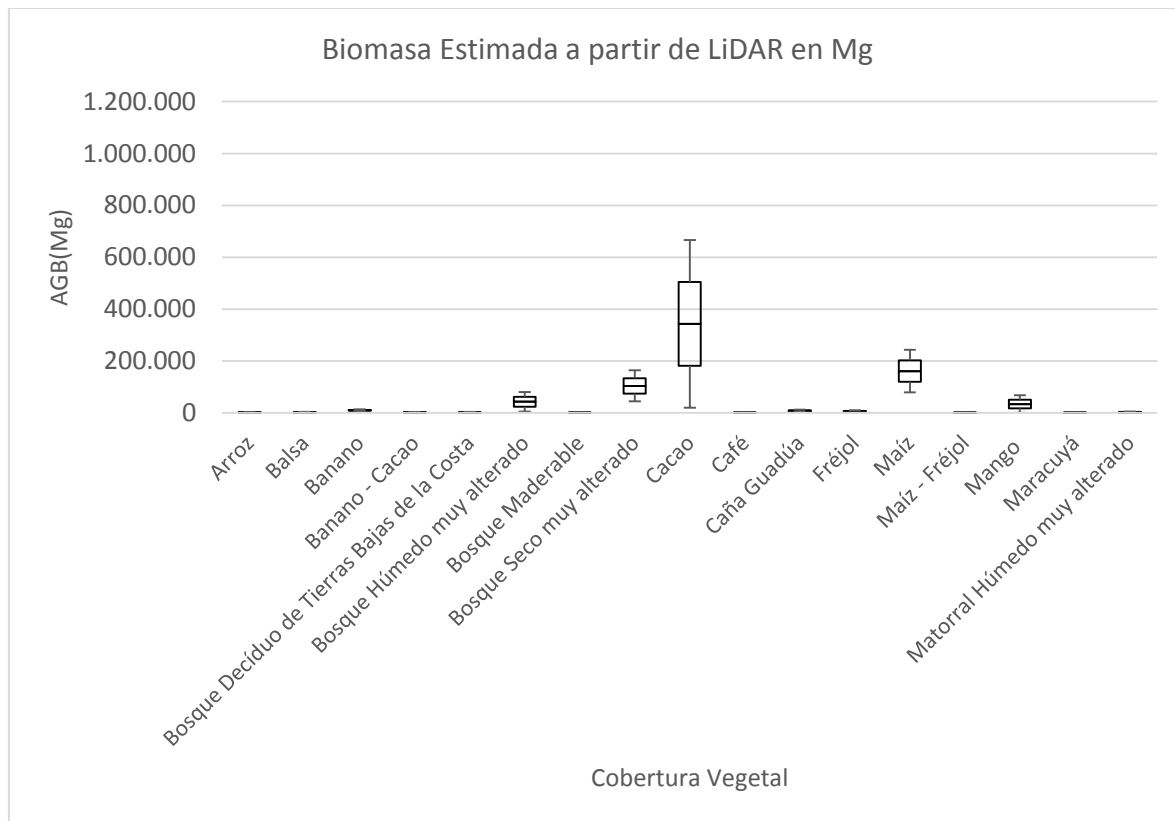


Figura N°5.3: Distribución en el área de estudio de la AGB promedio estimada mediante LiDAR en Mg/ha.
Fuente: Autor, 2015

Se debe tomar en cuenta, que para la estimación de AGB por medio de LiDAR las ecuaciones más utilizadas se basan en el diámetro de la vegetación como variable independiente ya que generalmente es información obtenida fácilmente. Sin embargo, en este trabajo se utilizó la altura como variable independiente ya que no se contó con información estructural de la vegetación basada en inventarios forestales del área de estudio. La altura, como variable independiente, se encuentra limitada sobretodo en ecosistemas como los bosques tropicales por la dificultad que supone determinar la altura real de la vegetación lo que puede provocar errores en la estimación. Además hay que tomar en cuenta que la utilización de una única ecuación en un área de estudio tan grande y diverso puede suponer la generación de errores.

Con esta información y el área de las coberturas se obtuvieron los valores totales de AGB en Mg los cuales se muestran en los Gráficos N°5.4^a y N°5.4b. En este cálculo tomamos en cuenta el factor que corresponde a la porción de biomasa que puede ser aprovechada energéticamente. Este factor tiene un valor de 0.54 y se lo aplica a todas las coberturas menos a aquellas correspondientes a: bosque decíduo de tierras bajas de la costa, bosque húmedo muy alterado, bosque seco muy alterado, bosque maderable, caña guadúa, matorral húmedo muy alterado, matorral seco de tierras bajas de la costa, matorral seco medianamente alterado, pasto cultivado, pasto cultivado con presencia de árboles, pasto natural, sabana ecuatorial, teca, vegetación arbustiva, vegetación herbácea húmeda muy alterada y vegetación herbácea de humedal muy alterada. Esto se da debido a que estas coberturas generalmente no poseen un régimen de cosecha por lo que su biomasa se toma entera para el cálculo.

Para observar los resultados completos ver Anexo 9.



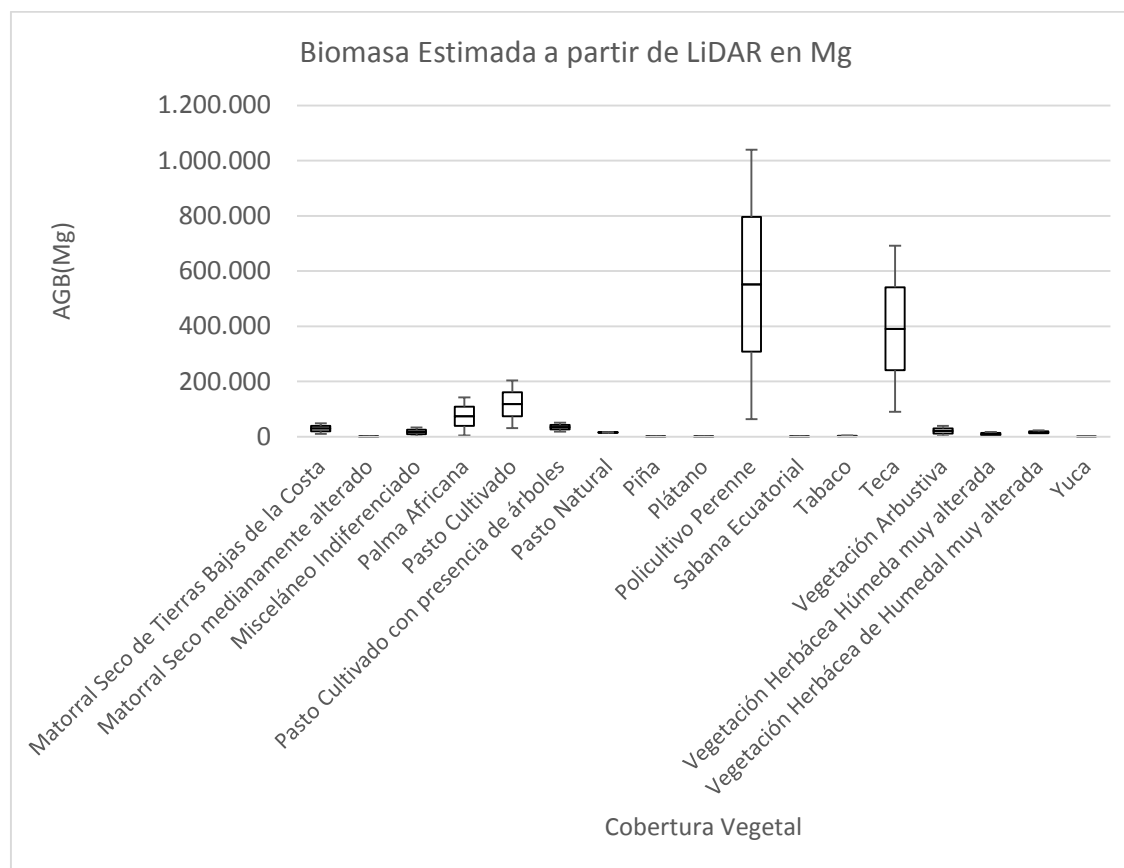


Gráfico N°5.4 a y b: Diagramas de caja generados a partir de los valores de AGB total en Mg obtenidos para cada cobertura mediante información LiDAR. Fuente: Autor, 2015

Se estimó que la cobertura con mayor AGB total corresponde a la teca con 340,635.9 Mg en promedio en toda el área de estudio. De la misma manera se estimó que la cobertura con menor cantidad de AGB en promedio corresponde a la Yuca con 1.8 Mg. A pesar de que el matorral seco de tierras bajas de la Costa posee la mayor cantidad de AGB por unidad de terreno, su cobertura inferior al 0.1% del total del área de terreno hace que su AGB total sea mínima.

La Tabla N°5.4 resume los resultados obtenidos en la estimación de AGB y los expresa en megagramos (Mg) y en el porcentaje que representa cada cobertura con respecto al total.

Tabla N°5.4: AGB promedio disponible en el área de estudio. Fuente: Autor, 2015

Categoría	Biomasa Promedio (%)	Biomasa Promedio (Mg)
Teca	30.9	340,635.9
Policultivo Perenne	16.6	183,376.6
Cacao	10.2	112,552.1
Maíz	7.8	85,982.8
Palma Africana	1.8	19,388.3
Banano	1.0	11,257.4
Caña Guadúa	0.8	8,926.6
Bosque*	19.1	210,409.3
Pasto*	7.3	80,128.8
Vegetación Arbustiva y Herbácea*	3.5	38,319.6
Otros**	1.0	10,665.6
Total	100	1'101,642.9

* Categorías agrupadas debido a su similitud estructural y similitud vegetativa entre sí.

** Otros incluye: Arroz, Balsa, Banano-Cacao, Café, Caña Guadúa, Fréjol, Maíz-Fréjol, Mango, Maracuyá, Misceláneo Indiferenciado, Piña, Plátano, Sabana Ecuatorial, Tabaco y Yuca.

Se generó la Figura N°5.4 a partir de la información obtenida, en ella se aprecia la distribución en el área de estudio de la AGB promedio estimada por medio de LiDAR en Mg.

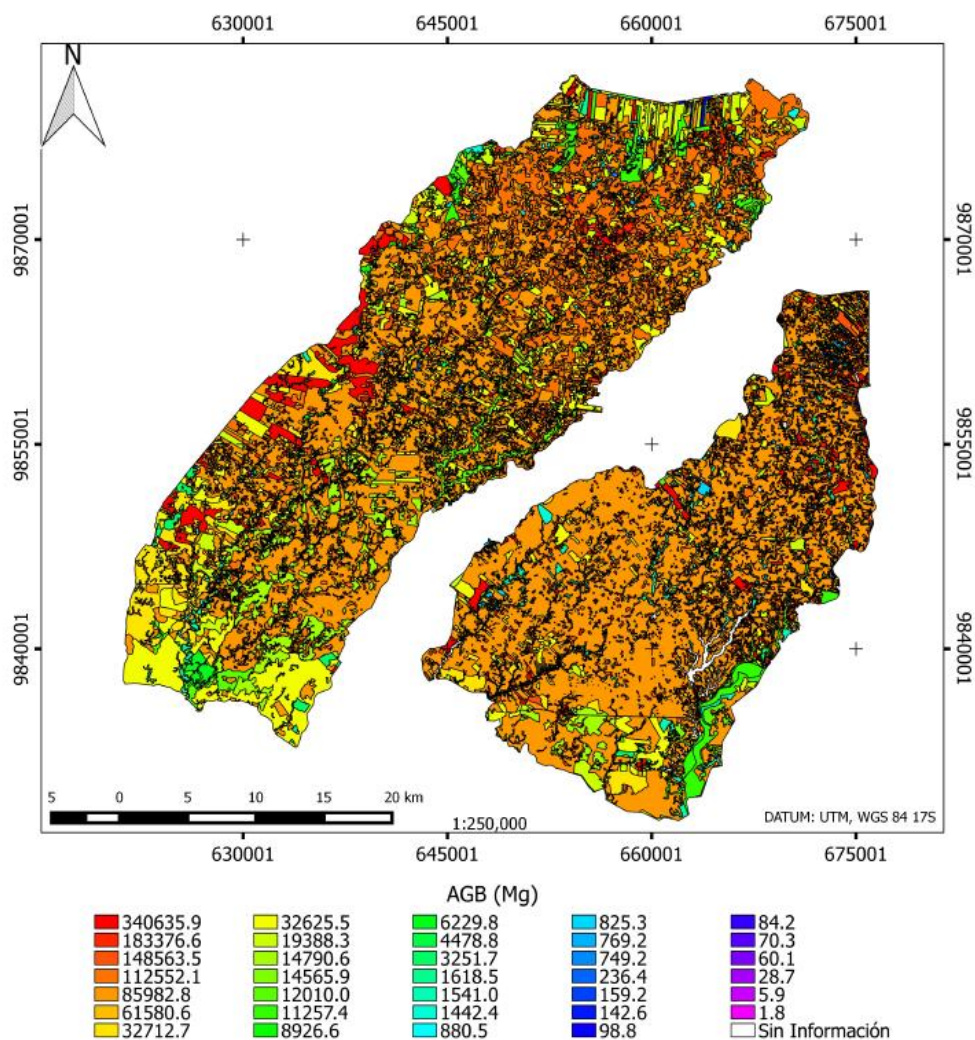


Figura N°5.4: Distribución en el área de estudio de la AGB total promedio estimada mediante LiDAR en Mg.
Fuente: Autor, 2015

De la misma manera en la que se estimó la AGB aprovechable en el anterior caso se excluyó en su cuantificación la biomasa correspondiente a los bosques (excluyendo los bosques maderables), misceláneo indiferenciado, pasto, vegetación arbustiva y herbácea y sabana ecuatorial. Los resultados se resumen en la tabla N°5.5:

Tabla N°5.5: AGB total aprovechable promedio disponible en el área de estudio. Fuente: Autor, 2015

Categoría	Biomasa Promedio (%)	Biomasa Promedio (Mg)
Teca	44.2	340,635.9
Policultivo Perenne	23.8	183,376.6
Cacao	14.6	112,552.1
Maíz	11.1	85,982.8
Palma Africana	2.5	19,388.3
Banano	1.5	11,257.4
Otros*	2.4	18,178.5
Total	100.0	771,371.5

* Otros incluye: Arroz, Balsa, Banano-Cacao, Bosque Maderable, Café, Caña Guadúa, Fréjol, Maíz-Fréjol, Mango, Maracuyá, Piña, Plátano, Tabaco y Yuca

Se puede apreciar que la teca poseen 340,635.9 Mg de AGB en el área de estudio, lo que corresponde al 44.2% de la AGB total estimada haciendo de esta cobertura la más representativa en función de su AGB total.

5.2. Determinación de la tecnología de estimación de AGB apropiada para el presente caso de estudio.

Uno de los objetivos de este estudio es determinar cuál de las dos tecnologías de estimación de AGB, la basada en índices de vegetación o la basada en LiDAR, siendo la última la más apropiada para este caso. Este análisis se realizó en base a dos parámetros: las características de la tecnología en cuestión y su relación con el área estudiada.

En el caso de la tecnología basada en índices de vegetación, ésta no es una tecnología eficiente al momento de separar coberturas de diversa naturaleza de manera confiable. Por la práctica se puede establecer con relativa precisión que ciertos valores de NDVI corresponden a determinadas coberturas vegetales, como zonas boscosas si su valor tiende a 1 o zonas de pradera si posee valores menores. En este estudio, para determinar con precisión a qué cobertura pertenecen los valores generados de NDVI se utilizó la información generada por PROMAS-U. de Cuenca sobre las coberturas vegetales. De la misma manera esta tecnología no analiza estructuralmente las coberturas vegetales sino que las analiza superficialmente ya que sólo emplea dos dimensiones en sus análisis. Esto genera infraestimaciones en los valores de AGB de las diferentes coberturas. La utilización de IV para estimar AGB requiere de la información generada en el campo de estudio que valide la estimación, esta información generalmente se obtiene a partir de inventarios forestales del área de estudio. Esta información no está disponible en la actualidad para nuestra área de estudio por lo que la estimación de AGB por medio de IV resulta limitada. Teniendo en cuenta que el área de estudio bordea las 200 mil hectáreas el trabajo requerido para inventariar esta área será muy demandante en recursos y tiempo.

En el caso de la tecnología basada en LiDAR, al igual que la tecnología basada en IV, no es una tecnología eficiente al momento de separar coberturas según su naturaleza o especie ya que analiza el territorio a partir de pulsos láser que miden alturas generando densas nubes de puntos que pueden utilizarse para la generación de diferentes modelos digitales de elevación. Así mismo, en el caso del LiDAR como en el caso de los IV se requirió de la información de coberturas vegetales proporcionada por PROMAS-U. de Cuenca para establecer con precisión la ubicación de los diferentes tipos de vegetación presentes en el área de estudio. A diferencia de la tecnología basada en IV, la tecnología LiDAR analiza estructuralmente al territorio ya que lo estudia en tres dimensiones por lo que las estimaciones generadas por este método son más precisas y responden directamente a la naturaleza íntegra de la vegetación y no sólo a sus propiedades reflectivas. Esto aumenta significativamente la precisión de este método aunque puede haber infraestimaciones según la densidad de pulsos emitidos en el campo por unidad de área. Aunque no es imperativa la necesidad de información de campo para la estimación de AGB por medio de este método, su existencia sí reforzaría su estimación. Sin embargo, la necesidad de trabajo de campo se reduce muy significativamente, reduciendo la necesidad de recursos y trabajo de personal especializado, lo que supone una gran ventaja teniendo en cuenta el tamaño del área de estudio.

5.3. Ajuste de ecuación de cálculo de AGB mediante Índices de Vegetación para el área del Proyecto Pacalori

En base a los resultados obtenidos de la estimación de AGB mediante Índices de Vegetación y LiDAR se ajustó un factor que multiplique la ecuación de cálculo de AGB basada en LAI, ecuación desarrollada por Madugundu et al., 2008 y que fue utilizada en este trabajo.

$$AGB = a * LAI - b \quad (7)$$

Este ajuste se realizó mediante un proceso iterativo que toma en cuenta la mediana de la resta entre los resultados de AGB calculado mediante LiDAR y los resultados de AGB calculado mediante IV multiplicado por el factor dado. Hay que notar que el factor es válido siempre y cuando todos los resultados de la resta entre las diferentes coberturas sea positivo. El factor seleccionado fue 5.1807 ya que produce la menor mediana correspondiente a los resultados de la resta entre resultados de cada cobertura.

5.4. Estimación del Potencial Energético de la Biomasa Disponible

A partir del análisis de las muestras tomadas en campo y del análisis en laboratorio se obtuvieron los valores de potencial calorífico de las coberturas más representativas del área de estudio. En la Tabla N°5.6. se observan los valores encontrados de potencial calorífico de las muestras.

Tabla N° 5.6 Potencial Calorífico de las muestras tomadas en el área de estudio. Fuente: Autor, 2015

Categoría	PCS (J/g)*	PCI (J/g)**	PCS ¹ (MJ/Mg)	PCI ² (MJ/Mg)	Temperatura de PCI***
Arroz	12,530	12,188.6	12,530	12,188.6	23.3
Cacao	14,953	11,027.7	14,953	11,027.7	22.9
Maíz	12,962	12,659.4	12,962	12,659.4	23.2
Maracuyá	17,353	11,801.6	17,353	11,801.6	23.0
Matorral Húmedo Medianamente Alterado	13,493	10,253.9	13,493	10,253.9	22.6
Misceláneo Indiferenciado	15,422	12,769.0	15,422	12,769.0	23.4
Pasto	12,195	8,899.6	12,195	8,899.6	23.3
Piña	15,472	12,575.5	15,472	12,575.5	23.7
Policultivo Perenne	9,286	8,071.5	9,286	8,071.5	23.6
Teca	16,086	12,382.0	16,086	12,382.0	23.8
Yuca	17,870	12,962.4	17,870	12,962.4	22.0

*Valor generado por el calorímetro.

**Valor obtenido a partir del termograma generado para cada cobertura.

***Temperatura correspondiente al PCI obtenido en el termograma.

¹ Poder Calorífico Superior

² Poder Calorífico Inferior

Con esta información, y los valores de AGB obtenidos en el apartado 5.1.2. se obtuvo el potencial energético de la biomasa disponible en el área de estudio, cuyos valores se exponen en la Tabla N°5.7. que es el fin último de este trabajo.

Tabla N°5.7 Energía Mínima y Máxima presente en el área de estudio. Fuente: Autor, 2015.

Categoría	AGB Promedio (Mg)	Energía Mínima (TJ)	Energía Máxima (TJ)	Energía Mínima (%)	Energía Máxima (%)
Arroz	1,541	18,782.4	19,308.5	0.2	0.1
Cacao	112,552.1	1'241,190.4	1'682,991	13.3	11.6
Maíz	85,982.8	1'088,491.1	1'114,509.5	11.6	7.7
Vegetación Arbustiva y Herbácea	38,319.6	392,925	517,045.9	4.2	3.6
Pasto	80,128.8	713,114.1	977,170.5	7.6	6.8
Policultivo Perenne	183,376.6	1'480,124.3	1'702,835.2	15.8	11.8
Teca	340,635.9	4'217,753.7	5'479,469.1	45.1	37.9
Otros	16,637.5	196,349.2	2'973,122.6	2.1	20.6
Total	859,174.2	9'348,730.2	14'466,452.3	100.0	100.0

La cobertura que presenta la mayor cantidad de energía mínima y máxima es la Teca con un rango energético comprendido ente 4'217,753.7 TJ y 5'479,469.1 TJ. Al totalizar la energía aprovechable biomasa presente en el área de estudio, esta totaliza un rango comprendido entre los 9'348,730.2 TJ y 14'466,452.3 TJ.

Estos resultados se muestran en las Figuras N°5.5 y N°5.6.

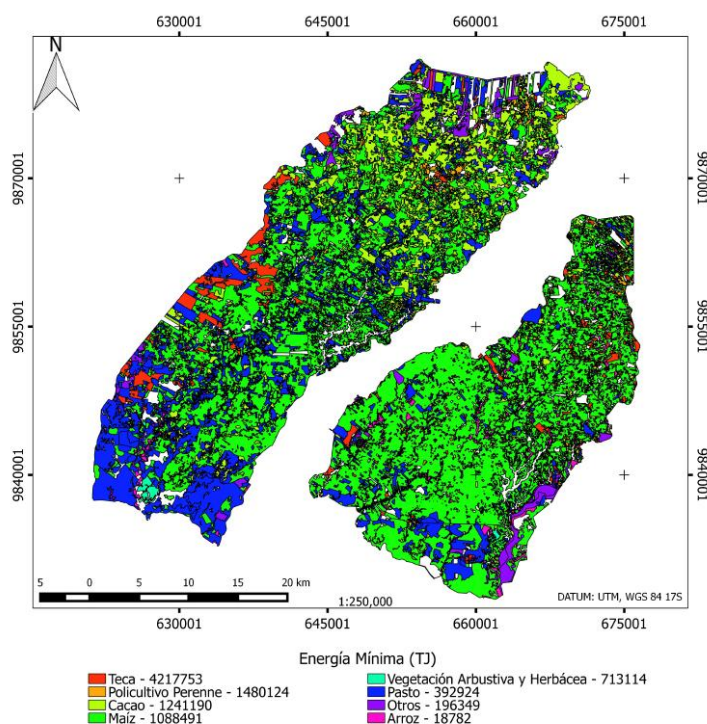


Figura 5.5 Energía mínima aprovechable en el área de estudio. Fuente: Autor, 2015

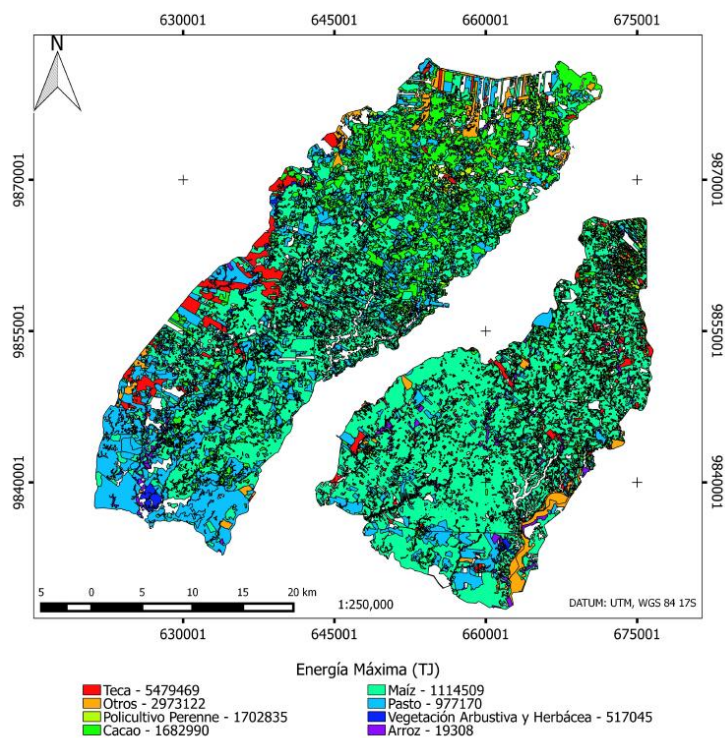


Figura 5.6 Energía máxima aprovechable en el área de estudio. Fuente: Autor, 2015.

5.5. Análisis Estadístico de Resultados

Se realizó el análisis estadístico de los resultados a partir de su grado de correlación lineal. El Gráfico N°5.5 muestra la correlación entre la energía mínima y máxima obtenidas para las diferentes coberturas en el área de estudio. Estos resultados tienen una correlación del 94.79%.

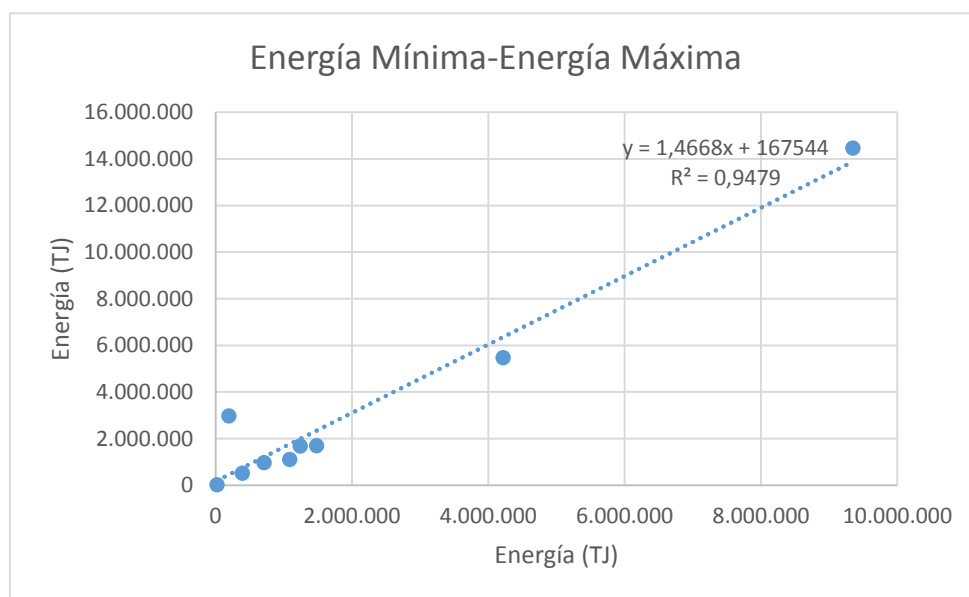


Gráfico N° 5.5: Correlación lineal Energía Mínima – Energía Máxima. Fuente: Autor, 2015

El mismo procedimiento se realizó para analizar la correlación entre la AGB calculada para las diferentes coberturas y la energía asociada a ellas. En el Gráfico N°5.6 se analiza la correlación entre AGB y Energía Mínima, se observa que estas variables poseen un grado de correlación del 96%.

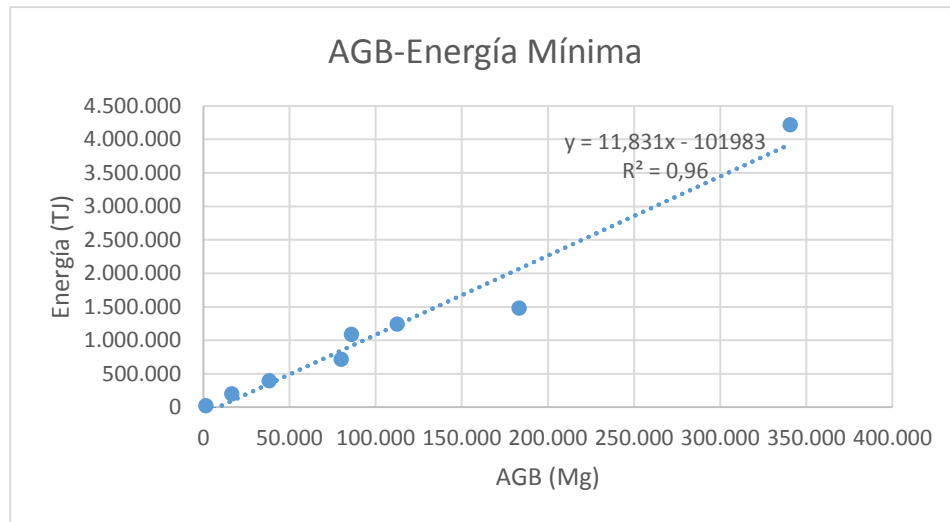


Gráfico N° 5.6: Correlación lineal AGB – Energía Mínima

Finalmente se analizó el grado de correlación entre la AGB de las coberturas vegetales y sus correspondientes valores de energía máxima como se observa en el Gráfico N°5.6. El grado de correlación encontrado fue menor a los dos anteriores llegando a una correlación de 62.55%.

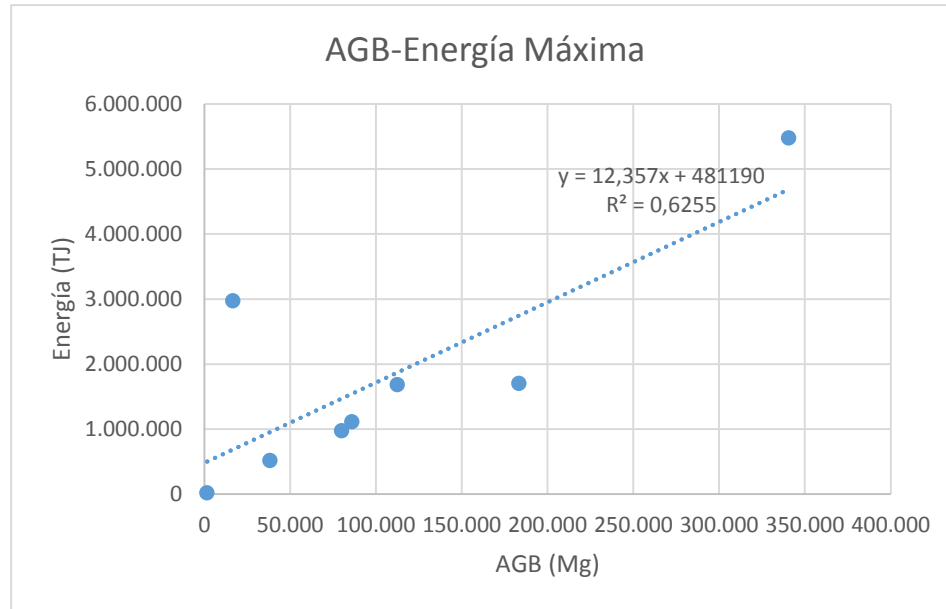


Gráfico N° 5.7: Correlación lineal AGB – Energía Máxima. Fuente: Autor, 2015.

6. CONCLUSIONES

- El potencial energético proveniente de biomasa agroforestal del área de estudio corresponde al rango entre 9'348,730.2 y 14'466,452.3 TJ de energía. La mayor parte de esta energía corresponde a la cobertura de Teca que abarca el 45.1% de la energía mínima disponible y el 37.9% de la energía máxima disponible.
- Se estima que la AGB total disponible en las diferentes plantaciones agroforestales es de 859,174.2 Mg en promedio. Este valor se estimó mediante la utilización de la tecnología LiDAR. La cobertura con mayor AGB por hectárea es la correspondiente al matorral seco de tierras bajas de la Costa con 123.176 Mg/Ha. La cobertura con mayor AGB total aprovechable es la cobertura de teca con un valor promedio de 340,635.9 Mg lo que representa el 39.6% de la AGB total aprovechable. Para este cálculo se excluyeron a las coberturas con vegetación natural, boscosa (salvo la cobertura boscosa utilizada con fines maderables), herbácea y palustre en

general tomando en cuenta sólo las coberturas pertenecientes a cultivos y todas aquellas de las que se puede aprovechar como fuente de energía.

- Estadísticamente la relación biomasa-energía tiene una correlación del 96% cuando se analiza la energía mínima y una correlación del 62.55% cuando emplea la energía máxima posible. Esta diferencia se da probablemente por la diferencia entre valores de poder calorífico inferior y superior. De la misma manera, la correlación entre los valores de energía mínima y energía máxima es del 94.79%.
- Si se analiza la energía mínima producida Individualmente, la cobertura con más energía en función de su AGB es la teca, ya que produce el 45.1% de la energía con el 39.6% de la AGB. Si se analiza la energía máxima, la cobertura que produce más energía en función de su AGB es la cobertura otros debido a que produce el 20.6% de la energía con el 1.9% de AGB.
- Al momento de calcular la AGB en el área de estudio, se asumió un factor de desperdicio de biomasa de 0.54. Este factor implica que el 54% de la biomasa total puede ser aprovechada para fines energéticos. Se asumió este valor, que se basa en índices de cosecha para cereales, para todo el territorio debido a que no existe información de esta naturaleza para el área del proyecto Pacalori ni para todas las coberturas.
- Se realizó la comparación entre dos tecnologías basadas en sensores remotos para la estimación de la biomasa disponible en el área de estudio. Estas tecnologías están basadas en índices de vegetación la primera y en información LiDAR la segunda. Hay que recalcar que al utilizar, para ambos casos, información con el mismo origen poseen una alta correlación entre las dos. Sin embargo, la tecnología LiDAR resulta la más adecuada al momento de estimar la biomasa disponible en nuestra área de estudio debido a su naturaleza ya que analiza al terreno tridimensionalmente haciendo posible el estudio completo de la estructura de las coberturas vegetales del terreno, a diferencia del método basado en índices de vegetación el cual analiza las propiedades de la vegetación en función de la reflectividad que posee según la fracción del espectro de luz que incide en ella. Esta tecnología analiza el terreno bidimensionalmente por lo que no puede estudiar toda la estructura de las coberturas vegetales sino sólo se limita a su cobertura superficial.
- Se debe tener en cuenta la naturaleza empírica de las ecuaciones utilizadas en este estudio para calcular el índice de área foliar (LAI) y los valores de AGB tanto para la metodología basada en índices de vegetación así como la basada en LiDAR. Estas ecuaciones fueron desarrolladas para áreas de estudio diferentes al área estudiada en este trabajo. Esto se dio debido principalmente a la inexistencia de ecuaciones empíricas específicas para el

área del proyecto Pacalori. Además, hay que resaltar el hecho de que al ser un área de estudio heterogénea, es decir con diferentes coberturas vegetativas, se requiere de múltiples ecuaciones específicas para mejorar la estimación de biomasa. En este trabajo se utilizaron ecuaciones generales para todo el área de estudio debido a la extensión del área de estudio y a su complejidad. A mayor área de estudio, mayor diversidad de coberturas con sus características propias, por lo que la utilización de ecuaciones específicas, que generalmente se desarrollan a escala de parcela, no resulta práctico. De la misma manera, la tecnología LiDAR por si misma aún no es efectiva al momento de distinguir entre coberturas, por lo que la distinción entre coberturas se la realizó por medio de información vectorizada en formato shape del área de estudio.

- Enfatizamos en el hecho de que para este trabajo la información LiDAR requirió una reducción en su escala debido a la falta de capacidad computacional, esto hace que la estimación realizada sea más general y menos precisa.
- Mediante el estudio de los resultados de la biomasa promedio disponible estimada por medio de ambas tecnologías se generó una ecuación para el área de estudio. Esta ecuación mejora la correlación entre los resultados. Esta ecuación es la siguiente:

$$AGB = 5.1807(a * LAI - b)$$

AGB = Biomasa sobre el nivel del suelo

LAI = Índice de Área Foliar promedio

a = 0.3000

b = -0.0173

El factor 5.1807 se generó a partir del análisis de medianas de los productos de la resta entre los resultados de AGB promedio generados a partir de índices de vegetación multiplicados por numerosos factores y los generados por medio de LiDAR. Este factor demostró ser el que genera menor mediana manteniendo positivos todos los resultados de las diferentes sustracciones.

- Este trabajo constituye la primera aproximación a la estimación de biomasa de un área de terreno de tales dimensiones en el Ecuador. Sin embargo, para realizar mejores estimaciones es necesario realizar estudios mucho más profundos, ayudados por la generación de ecuaciones empíricas específicas para el área de estudio y de inventarios forestales del área de terreno, por lo que es necesario un estudio continuo para el mejoramiento de la información. Esta información sin duda supondrá un gran avance en el

estudio agroforestal por medio de sensores remotos en el Ecuador lo que mejorará el manejo y aprovechamiento de la información obtenida así como de las áreas que en el futuro se estudiarán.

7. RECOMENDACIONES

En base al presente estudio se presentan las siguientes recomendaciones:

- Es necesaria la profundización de este estudio teniendo en cuenta apreciaciones como la necesidad de generar y/o ajustar ecuaciones propias para esta área de estudio. En este trabajo se realizó el intento de generar una ecuación. Sin embargo al ser la primera experiencia es imperativa la necesidad de estudiarla más a fondo, tomando en cuenta todas las variables temporales y de estructura de las coberturas vegetales y apoyándose en estudios complementarios como inventarios forestales. Todo esto con el fin de generar en lo venidero una ecuación propia para el territorio ecuatoriano.
- Se debe analizar la variabilidad generada en la estimación de biomasa a raíz de cambios en la estructura de las coberturas vegetales a lo largo del tiempo por actividades agroforestales y la dinámica propia del territorio por lo que se recomienda utilizar información de una escala anual por lo menos para estudiarla. Además de esto, es necesario realizar estos estudios sin la reducción de escala a la que fue sometida la información con el fin de aumentar su precisión.
- Es importante contar con información sobre las actividades agroforestales en el área del proyecto Pacalori y que consten de variables como índices de cosecha, rendimiento de los cultivos, entre otras con el fin de aumentar la precisión de estudios como este. Por lo que se recomienda realizar estudios más profundos sobre este territorio.
- Se recomienda generar información completa sobre las coberturas vegetales del área del proyecto Pacalori, esto con miras a realizar análisis energéticos específicos para cada cobertura en lugar de análisis generales.
- El principal objetivo de este trabajo fue la de estimar la cantidad de energía aprovechable en el área de terreno en función de la estimación de su biomasa. Sin embargo, ésta no es la única utilidad de los datos generados por lo que se recomienda su posterior análisis con diferentes objetivos como la capacidad del área de estudio en lo que a retención de carbono se refiere o al análisis de la degradación de las coberturas vegetales en el área de estudio, entre otras posibles utilidades.

8. BIBLIOGRAFÍA

- Abaurrea Pereda, M. (2013). Comparación de índices de vegetación en zona semiárida de Navarra. Retrieved from <http://academica-e.unavarra.es/handle/2454/7790>
- Agencia Espacial Europea. (2014). Los Índices de Vegetación [Informativa]. Retrieved August 2, 2015, from http://www.esa.int/SPECIALS/Eduspace_Global_ES/SEMJH5TWT1H_0.html
- Aguirre-Salado, C. A., Valdez-Lazalde, J. R., Ángeles-Pérez, G., de los Santos-Posadas, H. M., & Aguirre-Salado, A. I. (2011). Mapeo del índice de área foliar y cobertura arbórea mediante fotografía hemisférica y datos SPOT 5 HRG: regresión y k-nn. *Agrociencia*, 45(1), 105–119.
- Anaya, J. A., Chuvieco, E., & Palacios, A. (2008). Estimación de biomasa aérea en Colombia a partir de imágenes MODIS. *Revista de Teledetección*, 2008(30), 5–22.
- Arranz Justel, J. J. (2013). *Diseño, optimización y análisis de sistemas basados en técnicas láser, para el modelado geométrico, registro y documentación, aplicados a entidades de interés patrimonial*. Topografía. Retrieved from <http://oa.upm.es/15056/>
- Avitabile, V., Baccini, A., Friedl, M. A., & Schmullius, C. (2012). Capabilities and limitations of Landsat and land cover data for aboveground woody biomass estimation of Uganda. *Remote Sensing of Environment*, 117, 366–380. <http://doi.org/10.1016/j.rse.2011.10.012>

- Calvo-Polanco, M., Silva-Pando, F. J., Rozados-Lorenzo, M. J., Díaz-Blanco, M., Rodríguez-Dorriba, P., & Duo-Sánchez, I. (2005). El índice de Área Foliar (LAI) en masas de abedul (*Betula Celtiberica* Rothm. Et Vasc.) en Galicia. *Cuadernos de la Sociedad Española de Ciencias Forestales*, 20, 111–116.
- Carvacho-Bart, L., & Sánchez-Martínez, M. (2010). Comparación de Índices de Vegetación a partir de imágenes MODIS en la región del Libertador Bernardo O'Higgins, Chile, en el período 2001-2005. *La información geográfica al servicio de los ciudadanos de lo global a lo local*.
- Comisión Europea - CORDIS. (2014, May 16). La biomasa y el reto del desarrollo sostenible. Retrieved from http://cordis.europa.eu/news/rcn/36567_es.html
- Corral, C., D Y García Güemes, C., & others. (2009). Estimación de recursos forestales con tecnología LiDAR aerotransportada. Aplicación práctica en varios montes de la Provincia de Burgos. In *Congresos Forestales*. Retrieved from <http://secforestales.org/publicaciones/index.php/congresos/article/download/8141/8064>
- De la Casa, A., Ovando, G., Bressanini, L., Rodríguez, Á., & Martínez, J. (2013). Use of leaf area index and ground cover to estimate intercepted radiation in potato. Retrieved from <https://tspace.library.utoronto.ca/handle/1807/36653>
- D' Oliveira, M. V. N., Reutebuch, S. E., McGaughey, R. J., & Andersen, H.-E. (2012). Estimating forest biomass and identifying low-intensity logging areas using airborne scanning lidar in Antimary State Forest, Acre State, Western Brazilian Amazon. *Remote Sensing of Environment*, 124, 479–491. <http://doi.org/10.1016/j.rse.2012.05.014>

- FAO. (2001, March). UWET - UNIFIED WOOD ENERGY TERMINOLOGY UWET [Informativa]. Retrieved December 16, 2015, from http://www.fao.org/docrep/008/j0926s/J0926s06.htm#P427_35529
- Frazer, G. W., Magnussen, S., Wulder, M. A., & Niemann, K. O. (2011). Simulated impact of sample plot size and co-registration error on the accuracy and uncertainty of LiDAR-derived estimates of forest stand biomass. *Remote Sensing of Environment*, 115(2), 636–649. <http://doi.org/10.1016/j.rse.2010.10.008>
- Fundación de la Energía de la Comunidad de Madrid, España. (2015). Los Drones y sus aplicaciones-a la Ingeniería Civil.
- Gaona-Gaona, G. V. (2009). *Validación del índice de área foliar (LAI) de sensores remotos con mediciones directas en la reserva San Francisco (RSF)*. Retrieved from <http://dspace.unl.edu.ec/jspui/handle/123456789/5054>
- García, J. C. (2009). Control de calidad de datos LiDAR y generación de productos finales. *III Jornadas de SIG Libre, Servei de Sistemes D'Informació Geogràfica i Teledetecció - Universitat de Girona, Italia*. Retrieved from <http://www.sigte.udg.es/jornadassiglibre/>
- Gasparri, N. I., Parmuchi, M. G., Bono, J., Karszenbaum, H., & Montenegro, C. L. (2007). Utilidad de imágenes Landsat 7 ETM+ de diferentes fechas para la estimación de biomasa aérea en bosques subtropicales secos de Argentina. In *XII Congreso de la Asociación Española de Teledetección* (pp. 19–21). Retrieved from http://www.ambiente.gov.ar/archivos/web/UMSEF/file/Biomasa/biomasa_texto_2007.pdf

- Gilabert, M. A., González-Piqueras, J., & García-Haro, J. (1997). Acerca de los Indices de Vegetación. *Revista de Teledetección, Universidad de Valencia*, 8.
- Huete, A., Liu, H., & Leeuwen, W. (1997). Use of vegetation indices in forested regions: Issues of linearity and saturation. *IEEE:1966-1968*.
- IKA. (2013). Manual de Usuario Calorímetro IKA C200. Retrieved from http://www.ika.com/owa/ika/catalog.product_downloads?iProduct=8802500&iProductgroup=&iSubgroup=&iCS=1#
- Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INEC). (2014a). Encuesta de Superficie y Producción Agropecuaria Continua – ESPAC 2014. Retrieved from http://www.ecuadorencifras.gob.ec/documentos/web-inec/Estadisticas_agropecuarias/espac/espac_2014/Resultados_2014/2.%20Presentacion_ESPAC_2014.pdf
- Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INEC). (2014b). Resultados del Censo 2010 de población y vivienda en el Ecuador - Fascículo Provincial Los Ríos. Retrieved from www.ecuadorencifras.gob.ec
- Kemanian, A. R. (2013). Indicadores de Sostenibilidad para Campos Agrícolas del Uruguay. Retrieved from <http://www.fucreea.org/userfiles/informacion/items/1436.pdf>
- Madugundu, R., Nizalapur, V., & Jha, C. S. (2008). Estimation of LAI and above-ground biomass in deciduous forests: Western Ghats of Karnataka, India. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 10(2), 211–219. <http://doi.org/10.1016/j.jag.2007.11.004>

Martínez, C., Aunta, J., & Valero, J. (2013). APLICACIÓN DE DATOS LiDAR EN LA ESTIMACIÓN DEL VOLUMEN FORESTAL EN EL PARQUE METROPOLITANO BOSQUE SAN CARLOS APPLICATION LiDAR DATA IN ESTIMATING FOREST VOLUME IN THE METROPOLITAN PARK SAN CARLOS. Retrieved from

<http://www.scielo.org.co/pdf/cein/v23n1/v23n1a01.pdf>

Merg, C., Petri, D., Bodoira, F., Nini, M., Díez, M. F., Schmindt, F., ... others. (2011). Mapas digitales regionales de lluvias, índice estandarizado de precipitación e índice verde. *Pilquen-Sección Agronomía*, (11), 5.

Moreno - Brotons, J., Alonso - Serría, F., Gomariz - Castillo, F., & Alonso - Bernardo, D. (2010). Análisis y Validación de Modelos Digitales de Elevaciones mediante datos LiDAR. *La información geográfica al servicio de los ciudadanos de lo global a lo local*, 254–271.

Munt, M. C., Casellas, E. B., & García, A. R. (2005). Aplicación de la tecnología LiDAR al estudio de la cubierta vegetal. *Cuadernos de La Sociedad Española de Ciencias Forestales*, (19). Retrieved from http://secforestales.org/publicaciones/index.php/cuadernos_secf/article/download/9487/9405

National Oceanic and Atmospheric Administration-NOAA, Unites States of America. (2015). What is LiDAR? [Informativa]. Retrieved August 1, 2015, from <http://oceanservice.noaa.gov/facts/lidar.html>

Ortuño-Pérez, S., Núñez-Martí, M., Mauro, F., Gamazo, M. V., Martín Fernández, S., & others. (2013). Estimación de los costes de inventario forestal con y sin información LiDAR. In *Congresos Forestales*. Retrieved from

<http://secforestales.org/publicaciones/index.php/congresos/article/viewFile/10838/10742>

Ovando, G., Bocco, M., Sayago, S., Wellington, E., & Heredia, S. (n.d.). Modelos para estimar la fracción de la cobertura vegetal a partir de datos satelitales. Retrieved from

http://agro.unc.edu.ar/~clima/AADA/Congresos/Jujuy/04_modelos/065%20-%20Ovando1-%20Listo.pdf

Panel Intergubernamental del Cambio Climático - IPCC, L. (2011). Fuentes de Energía Renovables y Mitigación del Cambio Climático Informe Especial del Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático - Resumen para responsables de políticas y Resumen técnico. Retrieved from https://www.ipcc.ch/pdf/special-reports/srren/srren_report_es.pdf

Popescu, S. C. (2007). Estimating biomass of individual pine trees using airborne lidar. *Biomass and Bioenergy*, 31(9), 646–655. <http://doi.org/10.1016/j.biombioe.2007.06.022>

Poveda, I., Gonzáles, I., Díaz, A., & Balbontín, C. (2010, January 19). Procesado de Imágenes de Satélite: Obtención de Magnitudes Biofísicas de la Vegetación. Curso de Especialista en SIG y Teledetección.

Programa de Manejo de Agua y Suelo - PROMAS. (2013). *Megaproyecto Pacalori*.

Rodríguez-Moreno, V. M., & Bullock, S. H. (2013). Comparación espacial y temporal de índices de la vegetación para verdor y humedad y aplicación para estimar LAI en el Desierto Sonorense. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*, 4(4), 611–623.

- Román-Colón, Y. (2009). La utilización de imágenes de Landsat TM para cuantificar áreas de deforestación en la región de Mato Grosso, Brazil. *Departamento de Geología, Universidad de Puerto Rico, Mayagüez.*
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1973). Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS. *Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium- Volume I: Technical Presentations. NASA SP-351, compiled and edited by Stanley C. Freden, Enrico P. Mercanti, and Margaret A. Becker, 1994 pages, published by NASA, Washington, D.C., 1974, p.309.*
- Ruiz, S. C., & Arribas, D. R. (2005). El uso del escaner láser aerotransportado para la estimación de la biomasa foliar del *Pinus sylvestris* L. en Canencia (Madrid). *Cuadernos de La Sociedad Española de Ciencias Forestales*, (19). Retrieved from http://secforestales.org/publicaciones/index.php/cuadernos_secf/article/download/9486/9404
- Salamanca, J., & Pérez, J. (2008). LIDAR, una tecnología de última generación, para planeación y desarrollo urbano. *Ingeniería*, 13(1), 67–76.
- Secretaría Nacional de Planificación y Desarrollo. (2013). *Buen vivir: plan nacional 2013-2017 : todo el mundo mejor.*
- Sobrino, J. A. (2000). *Teledetección*. [Valencia]: Universitat de València.
- Soenen, S. A., Peddle, D. R., Hall, R. J., Coburn, C. A., & Hall, F. G. (2010). Estimating aboveground forest biomass from canopy reflectance model inversion in mountainous terrain. *Remote Sensing of Environment*, 114(7), 1325–1337. <http://doi.org/10.1016/j.rse.2009.12.012>

- Suárez, J., & Martín, G. J. (2010). Producción de agroenergía a partir de biomasa en sistemas agroforestales integrados: una alternativa para lograr la seguridad alimentaria y la protección ambiental. *Pastos Y Forrajes*, 33(3), 0–0.
- Takagi, K., Yone, Y., Takahashi, H., Sakai, R., Hojyo, H., Kamiura, T., ... Oguma, H. (2015). Forest biomass and volume estimation using airborne LiDAR in a cool-temperate forest of northern Hokkaido, Japan. *Ecological Informatics*, 26, 54–60. <http://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2015.01.005>
- Tao, S., Guo, Q., Li, L., Xue, B., Kelly, M., Li, W., ... Su, Y. (2014). Airborne Lidar-derived volume metrics for aboveground biomass estimation: A comparative assessment for conifer stands. *Agricultural and Forest Meteorology*, 198-199, 24–32. <http://doi.org/10.1016/j.agrformet.2014.07.008>
- Tomé Morán, J. L., Sanjuanbenito García, P., Fernández Landa, A., & others. (2013). Cartografía de Vegetación en la Comunidad de Madrid utilizando información LiDAR del Plan Nacional de Ortofotografía Aérea (PNOA). In *Congresos-CARGA FINAL*. Retrieved from http://secforestales.org/publicaciones/index.php/congresos_forestales/article/download/14264/14107
- Tovar, C. M. (2012). El índice normalizado diferencial de la vegetación como indicador de la degradación del bosque. *Unasyuva: Revista Internacional de Silvicultura E Industrias Forestales*, (238), 39–46.
- Tsui, O. W., Coops, N. C., Wulder, M. A., Marshall, P. L., & McCardle, A. (2012). Using multi-frequency radar and discrete-return LiDAR measurements to estimate above-ground biomass and biomass components in a coastal

- temperate forest. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 69, 121–133. <http://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2012.02.009>
- Vila, H., Perez Peña, J., García, M., Vallone, R., Mastrantonio, L., Olmedo, G., ... Salcedo, C. (2007). Estimación de biomasa en viñedos mediante imágenes satelitales y aéreas en Mendoza, Argentina. Retrieved from <http://www.aet.org.es/congresos/xii/arg5.pdf>
- Wessels, K. ., Prince, S. ., Frost, P. ., & van Zyl, D. (2004). Assessing the effects of human-induced land degradation in the former homelands of northern South Africa with a 1 km AVHRR NDVI time-series. *Remote Sensing of Environment*, 91(1), 47–67. <http://doi.org/10.1016/j.rse.2004.02.005>
- Zhu, X., & Liu, D. (2015). Improving forest aboveground biomass estimation using seasonal Landsat NDVI time-series. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 102, 222–231. <http://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.08.014>

9. GLOSARIO DE TÉRMINOS

AGB: Biomasa ubicada sobre el nivel del suelo.

Biomasa: Materia orgánica originada en un proceso biológico, espontáneo o provocado, utilizable como fuente de energía.

Dron: Vehículo aéreo no tripulado generalmente de pequeño tamaño.

DCHM: Modelo Digital de Altura de Terreno por sus siglas en inglés.

DEM: Modelo Digital de Elevación por sus siglas en inglés.

DSM: Modelo Digital de Superficie por sus siglas en inglés.

DTM: Modelo Digital de Terreno por sus siglas en inglés.



ha: Hectárea.

Índices de Vegetación: Parámetros basados en la reflectividad de las superficies vegetales a distintas longitudes de onda estrechamente relacionados con parámetros físicos de las estructuras vegetativas.

LAI: Índice de Área Foliar por sus siglas en inglés.

LiDAR: Light Detection and Ranging.

Mg: Megagramos.

NDVI: Índice de Vegetación de Diferencia Normalizado por sus siglas en inglés.

PROMAS: Programa para el Manejo del Agua y del Suelo de la Universidad de Cuenca.

Sensores Remotos: Sistemas de detección y medida a distancia, generalmente empleados desde aeronaves o satélites, con los que se obtiene información meteorológica, oceanográfica, sobre la cubierta vegetal, etc.

10. ANEXOS

Anexo 1. Valores obtenidos de NDVI de las coberturas individuales.

Coberturas	Índice NDVI		
	Valor Mínimo de NDVI	Valor Máximo de NDVI	Valor Promedio de NDVI
Arroz	0.158	0.372	0.265
Balsa	0.131	0.426	0.279
Banano	0.152	0.450	0.301
Banano – Cacao	0.133	0.397	0.265
Bosque Decídúo de Tierras Bajas de la Costa	0.124	0.280	0.202
Bosque Húmedo muy alterado	0.157	0.425	0.291
Bosque Maderable	0.137	0.186	0.162
Bosque Seco muy alterado	0.149	0.466	0.308
Cacao	0.140	0.416	0.278
Café	0.142	0.542	0.342
Caña Guadúa	0.147	0.408	0.278
Fréjol	0.152	0.436	0.294
Herbazal Palustre de Tierras Bajas de la Costa	0.194	0.194	0.194
Maíz	0.161	0.354	0.258
Maíz – Fréjol	0.143	0.238	0.190
Mango	0.138	0.390	0.264
Maracuyá	0.135	0.397	0.266
Matorral Húmedo muy alterado	0.166	0.461	0.314
Matorral Seco de Tierras Bajas de la Costa	0.117	0.260	0.189
Matorral Seco medianamente alterado	0.174	0.412	0.293
Misceláneo Indiferenciado	0.137	0.415	0.276
Palma Africana	0.141	0.432	0.287
Pasto Cultivado	0.153	0.336	0.244
Pasto Cultivado con presencia de árboles	0.157	0.266	0.211
Pasto Natural	0.151	0.258	0.204
Piña	0.174	0.398	0.286
Plátano	0.164	0.357	0.260
Policultivo Perenne	0.142	0.416	0.279
Sabana Ecuatorial	0.129	0.570	0.349



Tabaco	0.139	0.340	0.239
Teca	0.166	0.362	0.264
Vegetación Arbustiva	0.119	0.362	0.240
Vegetación Herbácea Húmeda muy alterada	0.169	0.336	0.253
Vegetación Herbácea de Humedal muy alterada	0.146	0.358	0.252
Yuca	0.135	0.223	0.179

Anexo 2. Valores obtenidos de LAI de las coberturas individuales.

Categoría	Índice LAI		
	Valor Mínimo de LAI	Valor Máximo de LAI	Valor Promedio de LAI
Arroz	0.650	1.868	1.259
Balsa	0.495	2.180	1.338
Banano	0.618	2.315	1.466
Banano – Cacao	0.509	2.012	1.261
Bosque Decíduo de Tierras Bajas de la Costa	0.455	1.344	0.899
Bosque Húmedo muy alterado	0.643	2.173	1.408
Bosque Maderable	0.534	0.812	0.673
Bosque Seco muy alterado	0.601	2.408	1.504
Cacao	0.551	2.121	1.336
Café	0.560	2.838	1.699
Caña Guadúa	0.587	2.078	1.332
Fréjol	0.618	2.237	1.428
Herbazal Palustre de Tierras Bajas de la Costa	0.854	0.854	0.854
Maíz	0.670	1.768	1.219
Maíz – Fréjol	0.563	1.104	0.834
Mango	0.534	1.973	1.254
Maracuyá	0.518	2.012	1.265
Matorral Húmedo muy alterado	0.697	2.379	1.538
Matorral Seco de Tierras Bajas de la Costa	0.417	1.232	0.825
Matorral Seco medianamente alterado	0.744	2.101	1.422
Misceláneo Indiferenciado	0.530	2.113	1.321
Palma Africana	0.556	2.212	1.384
Pasto Cultivado	0.620	1.665	1.143
Pasto Cultivado con presencia de árboles	0.643	1.266	0.955
Pasto Natural	0.610	1.221	0.915

Piña	0.743	2.020	1.382
Plátano	0.682	1.786	1.234
Policultivo Perenne	0.561	2.121	1.341
Sabana Ecuatorial	0.486	2.998	1.742
Tabaco	0.540	1.688	1.114
Teca	0.696	1.813	1.255
Vegetación Arbustiva	0.429	1.812	1.121
Vegetación Herbácea Húmeda muy alterada	0.715	1.665	1.190
Vegetación Herbácea de Humedal muy alterada	0.584	1.791	1.187
Yuca	0.517	1.023	0.770

Anexo 3. Reseña fotográfica de la toma de muestras para la obtención del potencial calorífico de coberturas.













Anexo 4. Reseña fotográfica de la obtención del poder calorífico de muestras de coberturas vegetales.

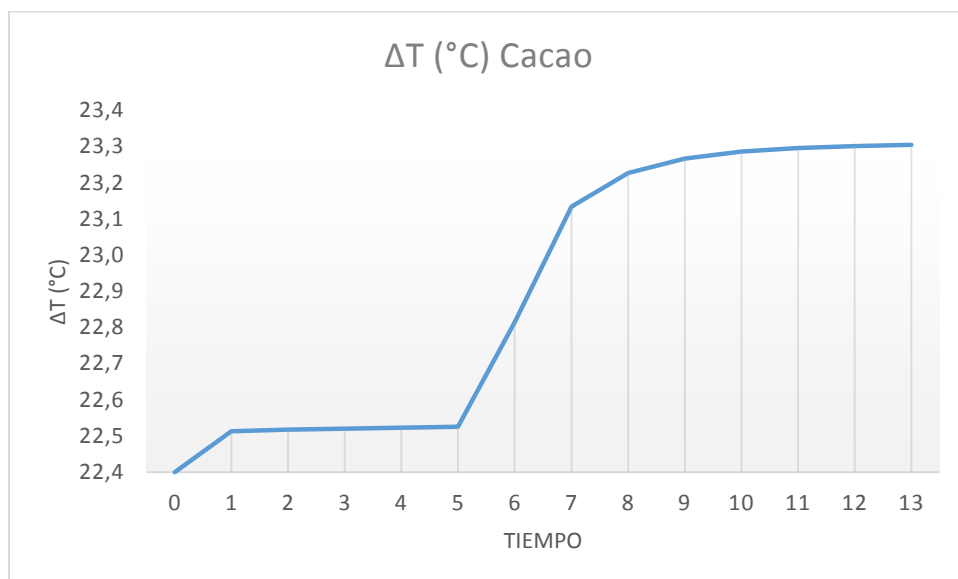




Anexo 5. Termogramas generados para cada cobertura vegetal estudiada.

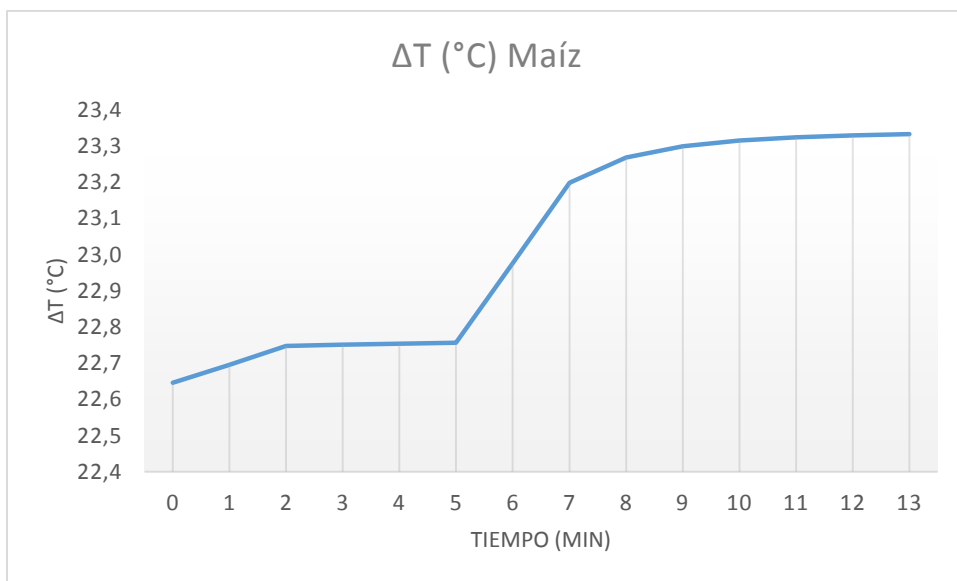
Cacao Peso (g) 0.4795
T. Inicial (°C) 22.3556

Acción	ΔT (°C)	Min
Ecualización	22.3556	0
Ecualización	22.4685	1
Ecualización	22.4731	2
Ecualización	22.4757	3
Ensayo Previo	22.4784	4
Ensayo Principal	22.4811	5
Ensayo Principal	22.769	6
Ensayo Principal	23.089	7
Ensayo Principal	23.1824	8
Ensayo Principal	23.2223	9
Ensayo Principal	23.2412	10
Ensayo Principal	23.251	11
Ensayo Principal	23.2564	12
Ensayo Posterior	23.2599	13
Resultado (j/g)	14953	



Maíz Peso (g) 0.4094
T. Inicial (°C) 22.6022

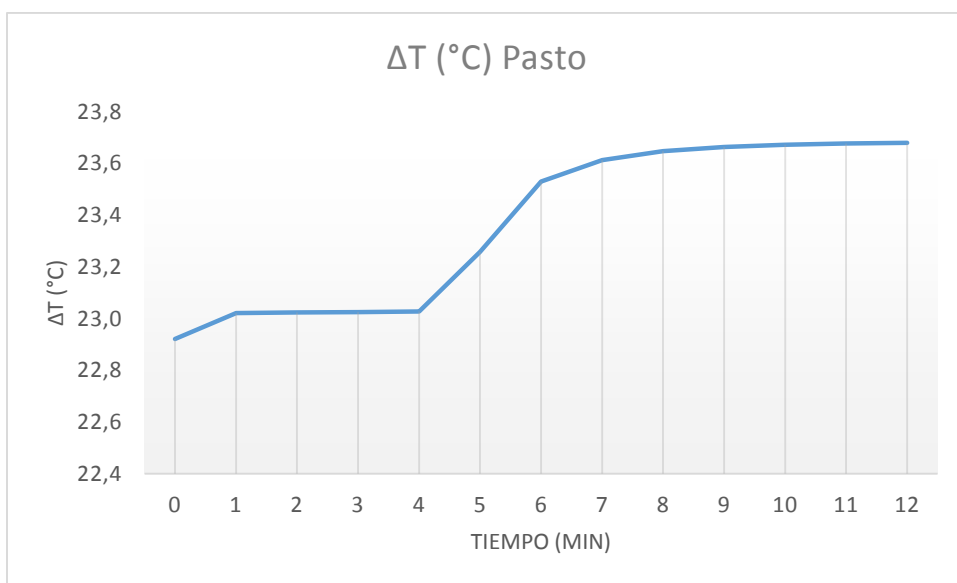
Acción	ΔT (°C)	Min
Ecualización	22.6022	0
Ecualización	22.6512	1
Ecualización	22.7037	2
Ecualización	22.707	3
Ensayo Previo	22.7099	4
Ensayo Principal	22.7126	5
Ensayo Principal	22.9319	6
Ensayo Principal	23.1547	7
Ensayo Principal	23.2243	8
Ensayo Principal	23.255	9
Ensayo Principal	23.2709	10
Ensayo Principal	23.2798	11
Ensayo Principal	23.285	12
Ensayo Posterior	23.2886	13
Resultado (j/g)	12962	



Pasto Peso (g) 0.4899
T. Inicial (°C) 22.8779

Acción	ΔT (°C)	Min
Ecualización	22.8779	0
Ecualización	22.978	1
Ecualización	22.9797	2

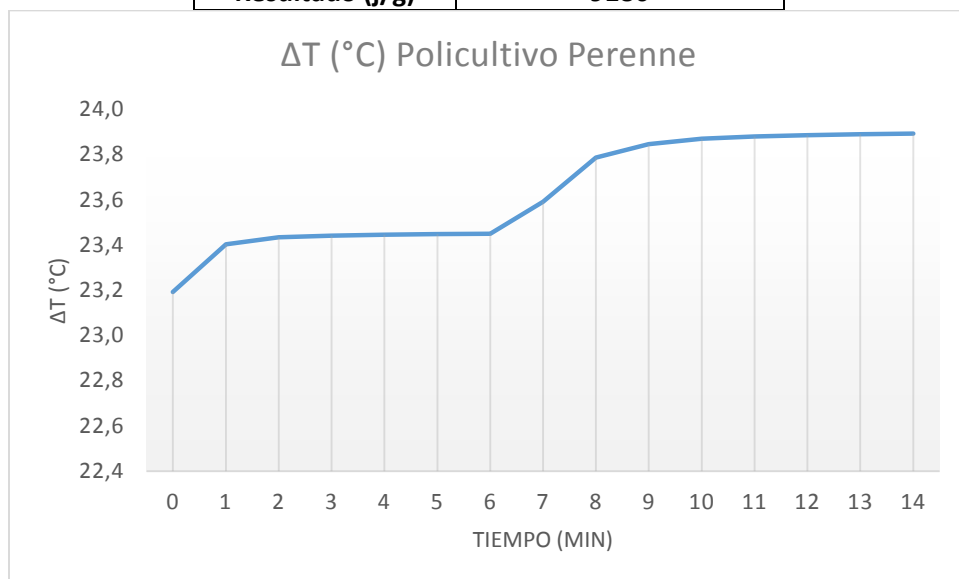
Ensayo Previo	22.9814	3
Ensayo Principal	22.9835	4
Ensayo Principal	23.2142	5
Ensayo Principal	23.4863	6
Ensayo Principal	23.5694	7
Ensayo Principal	23.6033	8
Ensayo Principal	23.6199	9
Ensayo Principal	23.6283	10
Ensayo Principal	23.6331	11
Ensayo Posterior	23.6361	12
Resultado (j/g)	12195	



Policultivo Perenne Peso (g) 0.4904
 T. Inicial (°C) 23.1473

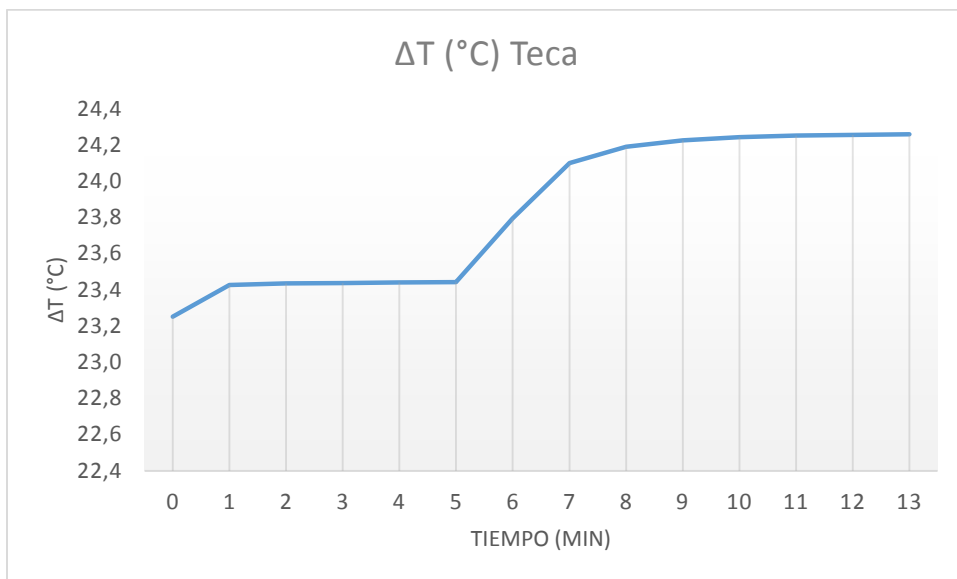
Acción	ΔT (°C)	Min
Ecualización	23.1473	0
Ecualización	23.3576	1
Ecualización	23.3891	2
Ecualización	23.397	3
Ecualización	23.4005	4
Ensayo Previo	23.403	5
Ensayo Principal	23.4051	6
Ensayo Principal	23.547	7
Ensayo Principal	23.7421	8

Ensayo Principal	23.8012	9
Ensayo Principal	23.8245	10
Ensayo Principal	23.8353	11
Ensayo Principal	23.8411	12
Ensayo Principal	23.8446	13
Ensayo Posterior	23.8471	14
Resultado (j/g)	9286	



Teca **Peso (g)** 0.4714
T. Inicial (°C) 23.207

Acción	ΔT (°C)	Min
Ecualización	23.207	0
Ecualización	23.3818	1
Ecualización	23.3906	2
Ecualización	23.3933	3
Ensayo Previo	23.3956	4
Ensayo Principal	23.3978	5
Ensayo Principal	23.7502	6
Ensayo Principal	24.0553	7
Ensayo Principal	24.1459	8
Ensayo Principal	24.1817	9
Ensayo Principal	24.1986	10
Ensayo Principal	24.2075	11
Ensayo Principal	24.2119	12
Ensayo Posterior	24.2143	13
Resultado (j/g)	16086	

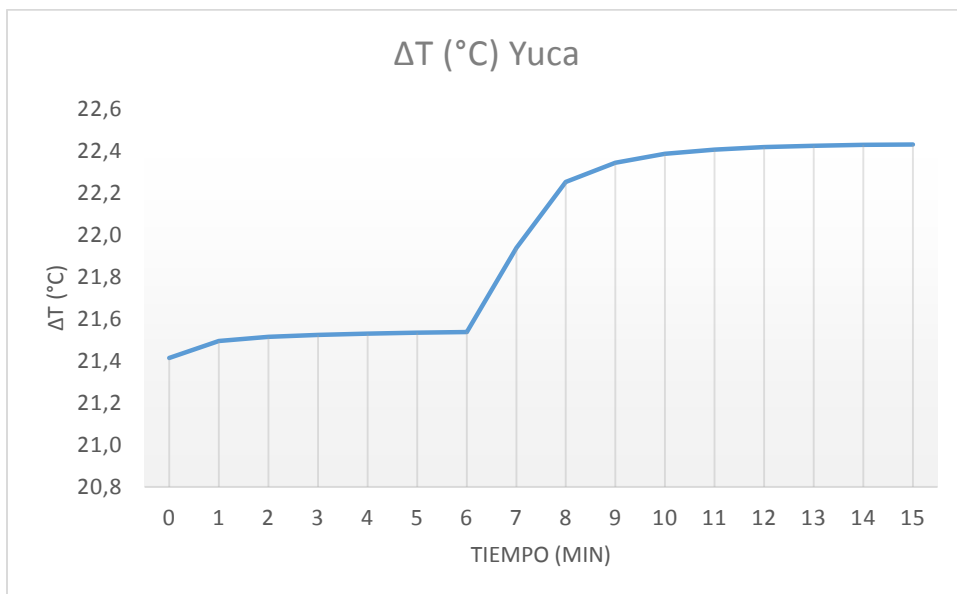


Yuca

Peso (g) 0.4614

T. Inicial (°C) 21.4135

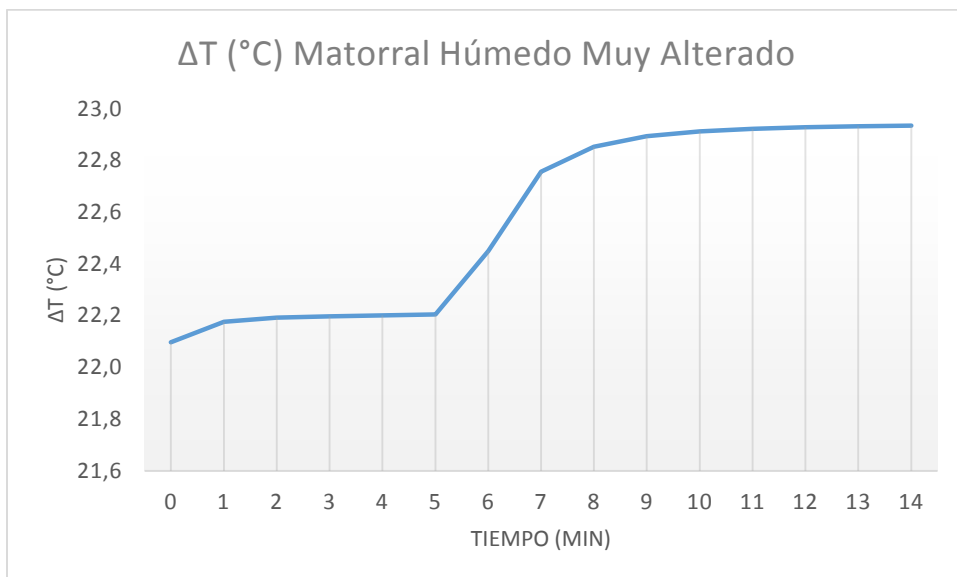
Acción	ΔT (°C)	Min
Ecualización	21.4135	0
Ecualización	21.4939	1
Ecualización	21.5138	2
Ecualización	21.5229	3
Ecualización	21.5286	4
Ensayo Previo	21.5334	5
Ensayo Principal	21.5375	6
Ensayo Principal	21.9377	7
Ensayo Principal	22.2523	8
Ensayo Principal	22.3431	9
Ensayo Principal	22.3856	10
Ensayo Principal	22.4064	11
Ensayo Principal	22.4177	12
Ensayo Principal	22.4241	13
Ensayo Principal	22.4283	14
Ensayo Posterior	22.4308	15
Resultado (j/g)	17870	



**Mato. Húmedo
muy Alterado**

Peso (g) 0.4976
T. Inicial (°C) 22.0973

Acción	ΔT (°C)	Min
Ecualización	22.0973	0
Ecualización	22.1766	1
Ecualización	22.1923	2
Ecualización	22.1977	3
Ensayo Previo	22.2013	4
Ensayo Principal	22.2044	5
Ensayo Principal	22.4501	6
Ensayo Principal	22.7571	7
Ensayo Principal	22.853	8
Ensayo Principal	22.8937	9
Ensayo Principal	22.9133	10
Ensayo Principal	22.9232	11
Ensayo Principal	22.929	12
Ensayo Principal	22.9325	13
Ensayo Posterior	22.935	14
Resultado (j/g)	13493	



Maracuyá

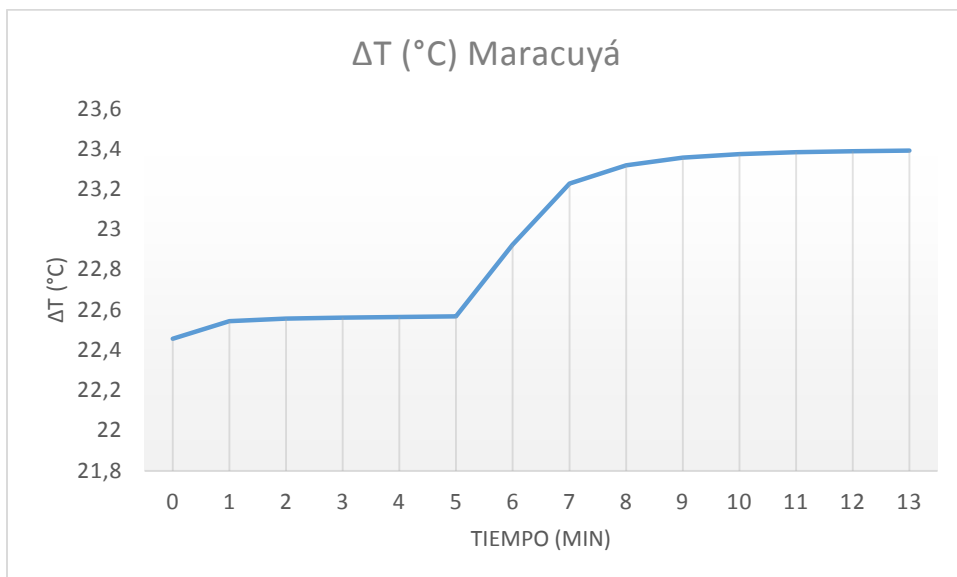
Peso (g)

0.4407

T. Inicial (°C)

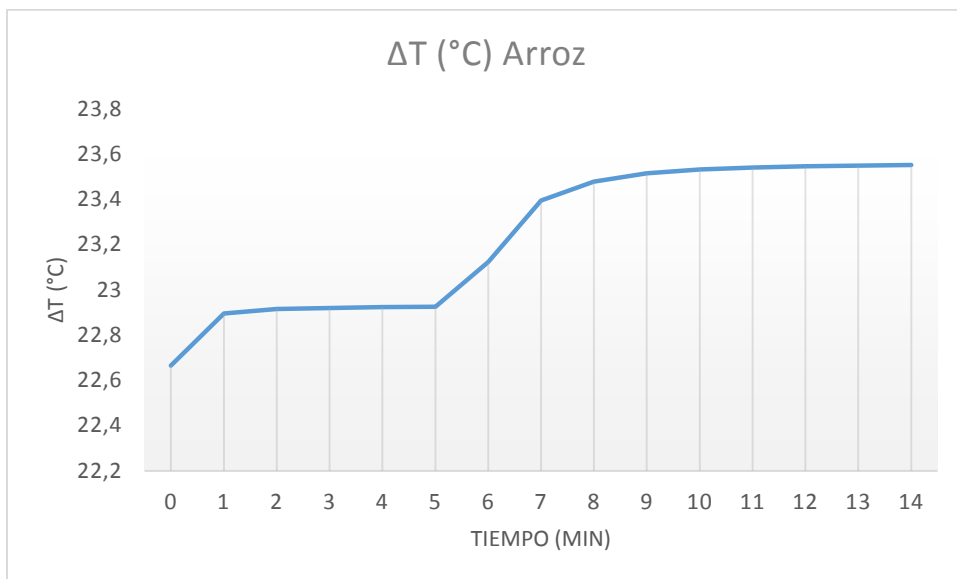
22.4565

Acción	ΔT (°C)	Min
Ecualización	22.4565	0
Ecualización	22.5441	1
Ecualización	22.5576	2
Ecualización	22.5621	3
Ensayo Previo	22.5654	4
Ensayo Principal	22.5681	5
Ensayo Principal	22.924	6
Ensayo Principal	23.2287	7
Ensayo Principal	23.3185	8
Ensayo Principal	23.3569	9
Ensayo Principal	23.375	10
Ensayo Principal	23.3839	11
Ensayo Principal	23.3888	12
Ensayo Posterior	23.3918	13
Resultado (j/g)	17353	



Arroz Peso (g) 0.4571
T. Inicial (°C) 22.6641

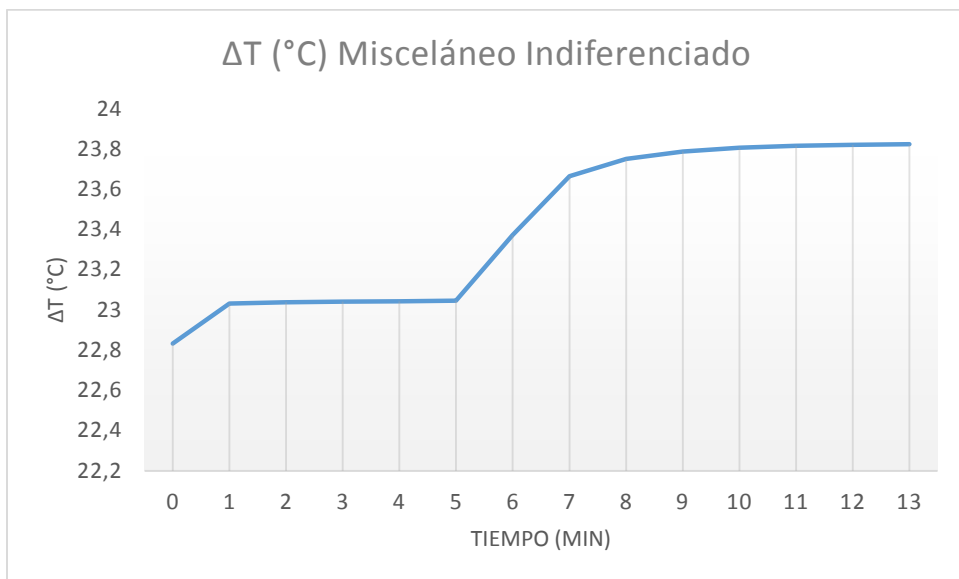
Acción	ΔT (°C)	Min
Ecualización	22.6641	0
Ecualización	22.8957	1
Ecualización	22.9148	2
Ecualización	22.92	3
Ensayo Previo	22.9231	4
Ensayo Principal	22.9257	5
Ensayo Principal	23.1235	6
Ensayo Principal	23.3941	7
Ensayo Principal	23.4785	8
Ensayo Principal	23.5145	9
Ensayo Principal	23.5318	10
Ensayo Principal	23.541	11
Ensayo Principal	23.5463	12
Ensayo Principal	23.5495	13
Ensayo Posterior	23.5517	14
Resultado (j/g)	12530	



**Misceláneo
Indiferenciado**

Peso (g) 0.4668
T. Inicial (°C) 22.833

Acción	ΔT (°C)	Min
Ecualización	22.833	0
Ecualización	23.0319	1
Ecualización	23.0387	2
Ecualización	23.0409	3
Ensayo Previo	23.0432	4
Ensayo Principal	23.0457	5
Ensayo Principal	23.3727	6
Ensayo Principal	23.6654	7
Ensayo Principal	23.7508	8
Ensayo Principal	23.7875	9
Ensayo Principal	23.8063	10
Ensayo Principal	23.8156	11
Ensayo Principal	23.8208	12
Ensayo Posterior	23.8242	13
Resultado (j/g)	15422	



Piña

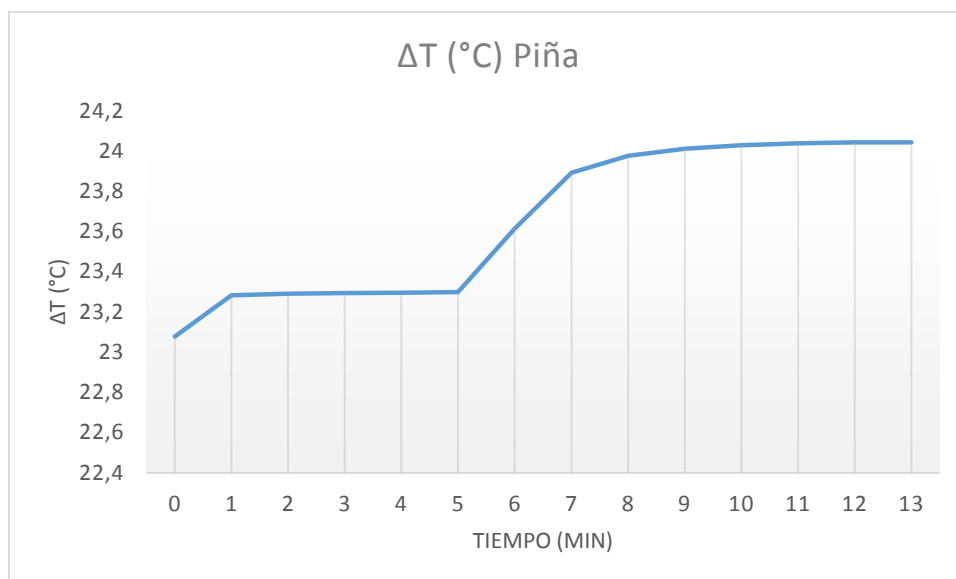
Peso (g)

0.4452

T. Inicial (°C)

23.0768

Acción	ΔT (°C)	Min
Ecualización	23.0768	0
Ecualización	23.2828	1
Ecualización	23.2908	2
Ecualización	23.2935	3
Ensayo Previo	23.296	4
Ensayo Principal	23.2984	5
Ensayo Principal	23.613	6
Ensayo Principal	23.8923	7
Ensayo Principal	23.976	8
Ensayo Principal	24.0115	9
Ensayo Principal	24.029	10
Ensayo Principal	24.0384	11
Ensayo Principal	24.0433	12
Ensayo Posterior	24.0433	13
Resultado (j/g)	15472	



Anexo 6. Valores obtenidos de AGB obtenido por índices de vegetación de las coberturas individuales en Mg/ha.

Categoría	Biomasa (Mg/ha)		
	AGB Mínima	AGB Máxima	AGB Promedio
Arroz	0.178	0.543	0.360
Balsa	0.131	0.637	0.384
Banano	0.168	0.677	0.423
Banano – Cacao	0.135	0.586	0.361
Bosque Decídúo de Tierras Bajas de la Costa	0.119	0.386	0.253
Bosque Húmedo muy alterado	0.176	0.635	0.405
Bosque Maderable	0.143	0.226	0.185
Bosque Seco muy alterado	0.163	0.705	0.434
Cacao	0.148	0.619	0.383
Café	0.151	0.834	0.492
Caña Guadúa	0.159	0.606	0.382
Fréjol	0.168	0.654	0.411
Herbazal Palustre de Tierras Bajas de la Costa	0.239	0.239	0.239
Maíz	0.184	0.513	0.348
Maíz – Fréjol	0.152	0.314	0.233
Mango	0.143	0.575	0.359
Maracuyá	0.138	0.586	0.362
Matorral Húmedo muy alterado	0.192	0.696	0.444
Matorral Seco de Tierras Bajas de la Costa	0.108	0.352	0.230

Matorral Seco medianamente alterado	0.206	0.613	0.409
Misceláneo Indiferenciado	0.142	0.617	0.379
Palma Africana	0.149	0.646	0.398
Pasto Cultivado	0.169	0.482	0.326
Pasto Cultivado con presencia de árboles	0.176	0.363	0.269
Pasto Natural	0.166	0.349	0.257
Piña	0.206	0.589	0.397
Plátano	0.187	0.519	0.353
Policultivo Perenne	0.151	0.619	0.385
Sabana Ecuatorial	0.129	0.882	0.505
Tabaco	0.145	0.489	0.317
Teca	0.192	0.527	0.359
Vegetación Arbustiva	0.111	0.526	0.319
Vegetación Herbácea Húmeda muy alterada	0.197	0.482	0.340
Vegetación Herbácea de Humedal muy alterada	0.158	0.520	0.339
Yuca	0.138	0.290	0.214

Anexo 7. Valores obtenidos de AGB obtenido por índices de vegetación de las coberturas individuales en Mg/ha.

Categoría	Biomasa (Mg)		
	AGB Mínima	AGB Máxima	AGB Promedio
Arroz	537.6	1,643.7	1,090.6
Balsa	2.1	10.0	6.0
Banano	469.4	1,892.0	1,180.7
Banano - Cacao	58.2	252.0	155.1
Bosque Decídúo de Tierras Bajas de la Costa	4.1	13.3	8.7
Bosque Húmedo muy alterado	350.8	1,267.8	809.3
Bosque Maderable	0.2	0.3	0.3
Bosque Seco muy alterado	379.1	1,640.3	1,009.7
Cacao	3,095.5	1,2960.4	8,027.9
Café	3.3	18.5	10.9
Caña Guadúa	24.3	92.9	58.6
Fréjol	141.7	550.9	346.3
Herbazal Palustre de Tierras Bajas de la Costa	31.2	31.2	31.2
Maíz	14,842.4	41,479.2	28,160.8
Maíz - Fréjol	0.7	1.5	1.1
Mango	72.0	289.4	180.7



Maracuyá	9.0	38.3	23.6
Matorral Húmedo muy alterado	7.8	28.4	18.1
Matorral Seco de Tierras Bajas de la Costa	12.8	41.7	27.2
Matorral Seco medianamente alterado	1.1	3.4	2.2
Misceláneo Indiferenciado	101.1	440.3	270.7
Palma Africana	609.7	2,638.5	1,624.1
Pasto Cultivado	2,446.9	6,992.5	4,719.7
Pasto Cultivado con presencia de árboles	1,166.8	2,409.0	1,787.9
Pasto Natural	1,101.5	2,318.9	1,710.2
Piña	17.7	50.7	34.2
Plátano	2.9	8.1	5.5
Policultivo Perenne	4,135.2	16,964.4	10,549.8
Sabana Ecuatorial	0.7	4.8	2.8
Tabaco	13.8	46.6	30.2
Teca	1,013.6	2,787.1	1,900.4
Vegetación Arbustiva	30.6	144.7	87.7
Vegetación Herbácea Húmeda muy alterada	165.5	404.6	285.0
Vegetación Herbácea de Humedal muy alterada	683.2	2,248.0	1,465.6
Yuca	0.2	0.5	0.4

Anexo 8. Valores obtenidos de AGB obtenido por información LiDAR de las coberturas individuales en Mg/ha.

Categoría	Biomasa (Mg/ha)		
	AGB Mínima	AGB Máxima	AGB Promedio
Arroz	2.15	2.58	2.41
Balsa	2.12	632.93	104.12
Banano	5.80	10.54	8.76
Banano - Cacao	2.15	18.11	3.89
Bosque Decídúo de Tierras Bajas de la Costa	2.55	129.57	6.87
Bosque Húmedo muy alterado	2.76	40.36	30.83
Bosque Maderable	12.55	21.37	19.92
Bosque Seco muy alterado	19.16	70.57	63.85
Cacao	2.15	69.16	11.69
Café	2.16	69.00	13.99
Caña Guadúa	24.53	82.24	58.20
Fréjol	2.12	28.02	2.13
Maíz	2.12	6.54	2.31



Maíz - Fréjol	2.32	17.00	2.68
Mango	3.84	292.38	14.03
Maracuyá	2.17	18.45	5.30
Matorral Húmedo muy alterado	2.24	134.68	21.57
Matorral Seco de Tierras Bajas de la Costa	89.17	410.31	123.18
Matorral Seco medianamente alterado	7.86	26.88	12.83
Misceláneo Indiferenciado	2.14	102.77	4.39
Palma Africana	2.13	76.16	10.33
Pasto Cultivado	2.15	14.08	2.25
Pasto Cultivado con presencia de árboles	2.71	7.66	4.92
Pasto Natural	2.21	2.35	2.23
Piña	2.43	2.78	2.49
Plátano	2.46	16.34	8.37
Policultivo Perenne	5.06	82.51	14.55
Sabana Ecuatorial	2.71	61.89	15.32
Tabaco	2.13	98.66	36.92
Teca	17.02	130.77	64.38
Vegetación Arbustiva	8.08	143.24	16.29
Vegetación Herbácea Húmeda muy alterada	2.22	20.34	7.43
Vegetación Herbácea de Humedal muy alterada	2.24	5.20	2.78
Yuca	2.22	2.72	2.22

Anexo 9. Valores obtenidos de AGB obtenido por información LiDAR de las coberturas individuales en Mg.

Categoría	Biomasa (Mg)		
	AGB Mínima	AGB Máxima	AGB Promedio
Arroz	1,377.5	1,653.7	1,541.0
Balsa	15.3	4,554.3	749.2
Banano	7,458.5	13,541.3	11,257.4
Banano - Cacao	425.8	3,581.7	769.2
Bosque Decídúo de Tierras Bajas de la Costa	87.8	4,459.6	236.4
Bosque Húmedo muy alterado	5,518.3	80,603.6	61,580.6
Bosque Maderable	18.1	30.8	28.7
Bosque Seco muy alterado	44,571.9	164,199.2	148,563.5
Cacao	20,696.3	666,044.6	112,552.1
Café	22.0	703.5	142.6
Caña Guadúa	3,762.1	12,613.3	8,926.6



Fréjol	823.4	10,859.9	825.3
Maíz	78,865.2	243,278.4	85,982.8
Maíz - Fréjol	5.2	37.8	5.9
Mango	890.6	67,749.1	3,251.7
Maracuyá	65.1	554.3	159.2
Matorral Húmedo muy alterado	91.4	5,498.7	880.5
Matorral Seco de Tierras Bajas de la Costa	10,545.0	48,519.8	14,565.9
Matorral Seco medianamente alterado	43.0	147.3	70.3
Misceláneo Indiferenciado	702.2	33,753.0	1,442.4
Palma Africana	3,992.9	143,005.1	19,388.3
Pasto Cultivado	31,186.4	204,140.9	32,625.5
Pasto Cultivado con presencia de árboles	18,028.4	50,880.2	32,712.7
Pasto Natural	14,690.7	15,639.0	14,790.6
Piña	96.2	110.3	98.8
Plátano	17.6	117.3	60.1
Policultivo Perenne	63,730.9	1'040,135.0	183,376.6
Sabana Ecuatorial	14.9	340.2	84.2
Tabaco	93.4	4,325.6	1,618.5
Teca	90,074.0	691,971.4	340,635.9
Vegetación Arbustiva	2,221.5	39,383.8	4,478.8
Vegetación Herbácea Húmeda muy alterada	1,862.3	17,067.1	6,229.8
Vegetación Herbácea de Humedal muy alterada	9,686.6	22,502.9	12,010.0
Yuca	1.8	2.2	1.8